

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
“КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМ. ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО ”
Факультет електроніки
Кафедра електронної інженерії

"На правах рукопису"

«До захисту допущено»

Завідувач кафедри

УДК 616-71, 612-2, 621-31

_____ В.І. Тимофєєв

“ ____ ” _____ 20__ р.

Магістерська дисертація

зі спеціальності 153 мікро- та наносистемна техніка

на тему: «Діагностика захворювань легень за допомогою методів цифрового аналізу акустичних сигналів»

Виконав: студент 6 курсу, групи ДМ-91мп

Багдасарянц Костянтин Юрійович _____
(прізвище, ім'я, по батькові) (підпис)

Науковий керівник ст.викл. каф. ЕІ,к.т.н. Порєва Г.С. _____
(посада, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали) (підпис)

Рецензент _____
(посада, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали) (підпис)

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації немає запозичень з праць інших авторів без відповідних посилань.

Студент _____
(підпис)

Київ - 2020 року

**Національний технічний університет України
“Київський політехнічний інститут ім. Ігоря Сікорського”**

Факультет електроніки
Кафедра електронної інженерії
Рівень вищої освіти – другий (магістерський) за освітньо-професійною
програмою
Спеціальність 153 мікро- та наносистемна техніка

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ В.І. Тимофєєв
“ ” _____ 20__ р.

**З А В Д А Н Н Я
НА МАГІСТЕРСЬКУ ДИСЕРТАЦІЮ СТУДЕНТУ**

Багдасарянцу Костянтину Юрійовичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема дисертації _____
«Діагностика захворювань легень за допомогою методів цифрового аналізу акустичних сигналів»

Науковий керівник ст.викл. каф. ЕІ,к.т.н. Порєва Г.С.,
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом по університету від “05” листопада 2020 року №3241-с

2. Строк подання студентом дисертації 18 грудня 2020 року

3. Об'єкт дослідження звуки легень

4. Вихідні дані – Параметри ідентифікації респіраторних захворювань за допомогою методів цифрового аналізу акустичних сигналів

5. Перелік питань, які потрібно розробити:

1) Знайти актуальну літературу стосовно обраної тематики _____

2) Знайти необхідну базу даних _____

3) Застосувати до отриманих сигналів метод біспектрального аналізу _____

4) Застосувати до отриманих сигналів метод мел-кепстрального аналізу _____

5) Застосувати методи машинного навчання до отриманих результатів _____

6. Перелік графічного (ілюстративного) матеріалу: рисунки у пояснювальній записці, презентація до захисту роботи

7. Орієнтовний перелік публікацій

Detection of Respiratory Diseases Using Bispectral Analysis Method / Hanna Porieva, Konstantin Bahdasariants, Tetiana Saurova // 2020 IEEE 40th International Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO), Kyiv, 2020.

8. Консультанти розділів дисертації

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв

9. Дата видачі завдання 5 вересня 2020 року

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Строк виконання етапів роботи	Примітка
	Пошук теоретичних відомостей	28.10 – 01.11	Виконано
	Пошук баз даних	02.11 – 04.11	Виконано
	Застосування методу біспектрального аналізу для пневмонії	05.11 – 12.11	Виконано
	Застосування методів мел-частотного кепстрального аналізу для всіх сигналів	13.11 – 21.11	Виконано
	Розробка алгоритму діагностики	22.11 – 23.11	Виконано
	Ознайомлення з принципами роботи машинного навчання	20.11 – 24.11	Виконано
	Застосування класифікаторного аналізу	25.11 – 30.11	Виконано
	Оформлення роботи	01.12 - 07.12	Виконано

Студент _____ Багдасарянц К.Ю.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Науковий керівник роботи _____ Порєва Г.С.
(підпис) (прізвище та ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка містить: 175 с., 6 розділів, 86 рисунків, 32 таблиці та 53 джерела посилання.

ЗВУКИ ЛЕГЕНЬ, ДІАГНОСТИКА РЕСПІРАТОРНИХ ЗАХВОРЮВАНЬ, БІСПЕКТРАЛЬНИЙ АНАЛІЗ, КЕПСТРАЛЬНИЙ АНАЛІЗ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ

Об'єктом даного дослідження є легеневі звуки, а точніше звуки дихання здорових людей, та пацієнтів, що страждають на бронхіт, пневмонію та хронічне обструктивне захворювання легень.

Метою дослідження є виявлення характерних ознак біспектру сигналів звуків легень здорових та хворих людей за допомогою методу біспектрального аналізу, відмінності у мел-частотних кепстральних коефіцієнтах, створення моделі для класифікації того чи іншого захворювання.

У першому розділі описуються основні та побічні дихальні шуми, а також надається загальне уявлення про дихальну систему.

У другому розділі ми знайомимось із поняттям аускультатії та іншими методами діагностики звуків легень.

У третьому розділі надано інформацію про основні методи аналізу сигналів, такі як спектральний, біспектральний, кореляційний, вейвлет та кепстральний аналізи.

У четвертому розділі описано проведене нами дослідження щодо ефективності застосування біспектрального та мел-кепстрального аналізу для ідентифікації таких хвороб як пневмонія, ХОЗЛ та бронхіт. Отримані нами результати були проаналізовані, та на їх основі зроблено відповідні висновки.

У п'ятому розділі до одержаних параметрів застосовуються методи машинного навчання.

У шостому розділі описується огляд стартап-проекту.

ABSTRACT

Bachelor thesis: 175 pages, 6 sections, 86 drawings, 32 tables and 53 reference.

LUNG SOUNDS, DIAGNOSIS OF RESPIRATORY DISEASES, BISPECTRAL ANALYSIS, CEPSTRAL ANALYSIS, MACHINE LEARNING

The object of this study is pulmonary sounds, more precisely the sound of breathing of healthy people, and patients suffering from bronchitis and chronic obstructive pulmonary disease.

The purpose of the study is to identify the characteristic features of the bispectral signals of lung sounds of healthy and sick people and differences between them, using the method of bispectral analysis, differences in mel-frequency cepstral coefficients, as well as to create a model for classifying a particular disease.

The first section describes the main and side respiratory noises, as well as provides a general idea of diseases such as bronchitis, COPD, pneumonia and other major diseases of the respiratory system.

In the second section, we introduce the notion of auscultation and other methods of diagnosing lung sounds, as well as instruments for listening and recording breathing noises.

The third section provides information on the basic signal analysis methods, such as spectral, bispectral, correlation, wavelet and cepstral analyzes, which are described in the example of various scientific articles, which refer to their application directly to the lung sounds.

In the fourth section, more than two hundred lung sounds were analyzed, among which, besides sounds of healthy people, there were also sounds of patients suffering from chronic obstructive pulmonary disease and bronchitis.

Breath signals were analyzed using the bispectral analysis method to detect differences in the bispectra of signals from patients with COPD, pneumonia and bronchitis as compared to patients previously identified as healthy.

Mel-capstral coefficients were also calculated, because capstral analysis is known as a good method for analyzing audio signals.

Based on the identified parameters, an algorithm was built that should help the doctor make the correct diagnosis.

In the fifth chapter, machine learning methods are applied to the results obtained in the previous chapters. A number of classifiers were applied to the obtained parameters, which made it possible to find patterns that are difficult for a person to notice. A total of 22 classifiers were used for the results of each type of analysis. The models that showed the best results were saved and ready for use.

The sixth section describes an overview of a startup project.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	10
1 ДИХАЛЬНІ ШУМИ, ЇХ РІЗНОВИДИ ТА ОСНОВНІ ЗАХВОРЮВАННЯ ДИХАЛЬНОЇ СИСТЕМИ.....	11
1.1 Основні дихальні шуми.....	11
1.1.1 Везикулярне дихання.....	11
1.1.2 Бронхіальне дихання.....	14
1.1.3 Амфоричне дихання.....	16
1.2 Побічні дихальні шуми.....	16
1.2.1 Хрипи.....	17
1.2.2 Крепітація.....	18
1.2.3 Шум тертя плеври.....	18
1.3 Основні захворювання дихальної системи.....	19
1.3.1 Бронхіт.....	19
1.3.2 Хронічне обструктивне захворювання легень (ХОЗЛ).....	21
1.3.3 Пневмонія.....	22
1.3.4 Бронхіальна астма.....	23
1.3.5 Плеврит.....	24
1.4 Висновки до розділу 1.....	25
2 МЕТОДИ ДІАГНОСТИКИ ЗВУКІВ ЛЕГЕНЬ.....	28
2.1 Аускультация та умови її проведення.....	28
2.2 Рентгенологічне дослідження легень.....	29
2.2.1 Рентгеноскопія.....	29
2.2.2 Рентгенографія.....	30
2.2.3 Бронхографія.....	30
2.2.4 Комп'ютерна томографія.....	31

2.2.5 Флюорографія.....	31
2.2.6 Рентгеноелектрокімографія.....	32
2.2.7 Ангіографія.....	32
2.3 Ендоскопічне дослідження легень.....	32
2.3.1 Торакоскопія.....	32
2.3.2 Бронхоскопія.....	33
2.4 Прилади для прослуховування та запису дихальних шумів.....	33
2.4.1 Стетоскоп.....	33
2.4.2 Електронний стетоскоп.....	35
2.5 Висновки до розділу 2.....	36
3 МЕТОДИ АНАЛІЗУ ЗВУКІВ ЛЕГЕНЬ.....	37
3.1 Спектральний аналіз.....	37
3.2 Біспектральний аналіз.....	40
3.3 Кореляційний аналіз сигналів.....	44
3.4 Вейвлет-перетворення.....	52
3.5 Кепстральний аналіз.....	62
3.6 Висновки до розділу 3.....	75
4 РОЗРОБКА МЕТОДУ ВИЯВЛЕННЯ БРОНХІТУ, ХОЗЛ ТА ПНЕВМОНІЇ ЗА ДОПОМОГОЮ МЕТОДІВ ЦИФРОВОГО АНАЛІЗУ СИГНАЛІВ	78
4.1 Метод біспектрального аналізу	78
4.1.1 Описання математичного апарату біспектрального аналізу.....	78
4.1.2 Отримання даних для аналізу та методика дослідження...	83
4.1.3 Результати дослідження.....	88
4.2 Аналіз звуків легень за допомогою мел-частотних кепстральних Коефіцієнтів.....	101
4.2.1 Математичне підґрунтя.....	101
4.2.2 Методика та результати дослідження.....	104
4.3 Розробка алгоритму для діагностики респіраторних захворювань.....	119
4.4 Висновки до розділу 4.....	124
5 МАШИННЕ НАВЧАННЯ.....	125

5.1 Основні теоретичні відомості.....	125
5.2 Класифікатори.....	135
5.2.1 Дерева рішень.....	135
5.2.2 Класифікатор Опорних Векторів.....	138
5.2.3 Метод дискримінантного аналізу.....	141
5.2.4 Метод найближчих сусідів.....	143
5.2.5 Ансамблеве Навчання.....	147
5.2.6 К-кратна перехресна валідація.....	150
5.3 Опис та результати експерименту.....	152
5.4 Висновки до розділу 5.....	158
6 СТАРТАП-ПРОЕКТ.....	159
6.1 Опис ідеї проекту.....	159
6.2 Технологічний аудит ідеї проекту.....	159
6.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту.....	160
6.4 Розроблення ринкової стратегії проекту.....	164
6.5 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту.....	166
6.6 Висновки до розділу 6.....	167
ВИСНОВКИ.....	168
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ.....	170

ВСТУП

Захворювання органів дихання традиційно є одними з найбільш масових: їх частка в загальній захворюваності становить до 53% і з кожним роком ситуація стає дедалі гіршою. Куріння, забруднення повітря вихлопними газами, викиди фабриками перероблених відходів у атмосферу, масова вирубка лісів, смоги. Все це має надзвичайно негативний вплив на дихальну систему сучасної людини. [1]

Хоча проблема далеко не нова, але досі в світі немає єдиного, максимально діючого та ефективного методу аналізу звуків легень, за допомогою якого можна було б з точністю виявити будь-яке захворювання легеневої системи. Саме тому дослідження у цій області продовжують активно вестися, а тема аналізу та обробки звуків легень досі є надзвичайно актуальною, адже точна і своєчасна діагностика є одним з основних факторів успішного лікування хвороби.

Розділ медицини, який займається вивченням, діагностикою та лікуванням захворювань легень і дихальних шляхів називається пульмонологією. Вперше пульманологія виділена як самостійна галузь тільки в другій половині минулого століття. До цього часу в науці відбувалося накопичення і розширення знань про дихальний апарат, тому хвороби, які тепер лікує пульмонолог, лікували різні лікарі – хірурги, терапевти і т. д. Пульмонолог - це лікар, який займається дослідженням і лікуванням патологій дихальних шляхів, легень і плеври. Всі відділи системи він розглядає в тісному взаємозв'язку.[2]

1 ДИХАЛЬНІ ШУМИ, ЇХ РІЗНОВИДИ ТА ОСНОВНІ ЗАХВОРЮВАННЯ ДИХАЛЬНОЇ СИСТЕМИ

Розрізняють фізіологічні (основні) і патологічні (додаткові, або побічні)

1.1 Основні дихальні шуми

1.1.1 Везикулярне дихання.

Над легенями здорової людини прослуховуються дихальні шуми, які називаються везикулярним диханням. Якщо послухати вухом шум, то він м'який, безперервний, рівномірний, що дме, що нагадує звук «ф». Резонансна частота коливань альвеол 108-130 герц. До цих звуків приєднуються деякі низькочастотні складові коливань бронхіол. Загальний діапазон частот звуків, що утворюють везикулярне дихання, від 18 до 360 герц. Виникає цей тип дихання в розгалуженнях дихальних ходів, де відбувається багаторазове розсічення струменя повітря, а, також, в альвеолах, при їх наповненні і спорожненні.

Везикулярне дихання прослуховується в обидві фази дихання. На вдиху шум більш тривалий, гучний. Це пов'язано з більш сильним вдихом, скороченням мускулатури, що бере участь в диханні, активним наповненням легень повітрям, коливанням і розтягуванням їх стінок. На видиху шум слабшає, коротшає. Через це тривалість вдиху довше в два рази, ніж видиху. У найбільш чистому вигляді везикулярне дихання вислуховується в середніх відділах легень спереду і ззаду, де кортикальний шар альвеол найбільший (до 4-5 см). Під час видиху дихальна мускулатура розслабляється, звужується голосова щілина, швидкість повітряного потоку падає.[4]

Інтенсивність везикулярного дихання залежить від наступних показників:

Віку, статі, типу конституції тіла.

Загального стану грудної клітини, її здатності забезпечувати повітряним потоком.

Прохідності дихальної системи.

Стану легеневої тканини, еластичності альвеол.

Сили вентиляції легень.

Товщини грудної стінки, ПЖК, м'язового шару.

З огляду на особливості організму, везикулярне дихання ділять на наступні види:

- 1) Нормальне.
- 2) Послаблене.
- 3) Посилене.
- 4) Пуерільне.
- 5) Жорстке.
- 6) Саккадоване.

Більш детально:

- 1) Нормальне везикулярне дихання

Нормальний тип везикулярного дихання – це звичайне везикулярне дихання, без відхилень.

- 2) Послаблений тип

Під ослабленим везикулярним диханням мається на увазі зменшення інтенсивності видихів і вдихів. Причому, відношення вдиху до видиху більше. Іноді це викликано фізіологічними причинами. Дане явище спостерігається при потовщенні ПЖК або при нарощуванні м'язової маси грудного відділу. Також ослаблене дихання виникає в місцях, з більш тонким шаром легеневої тканини, а саме над верхівками легень і в нижніх відділах.

Патологічні зміни везикулярного дихання спостерігаються в результаті легеневих, позалегеневих або плевральних порушень.

До позалегеневих причин відносять:

Ускладнення надходження повітря в альвеоли через звуження трахеї, гортані, зниження амплітуди коливань стінок, патології дихальних м'язів, міжреберна невралгія, переломи, травми ребер, через які порушується дихання.

До плевральних причин, що призводить до ослаблення дихання, відносять скупчення рідини, повітря в плевральній порожнині, потовщення плевральних листків.

Бувають ситуації, коли до ослаблення везикулярного дихання призводять легеневі причини. Зміни виникають в результаті закупорення просвіту бронхів при онкології або попаданні в дихальну систему стороннього тіла. В результаті цього розвивається обструктивний ателектаз. Нерідко ослаблення дихання викликається емфіземою легень, заміщенням легеневої тканини.

3) Посилене дихання

Посилення везикулярного дихання характеризується збільшенням інтенсивності видиху і вдиху без будь-яких змін співвідношень фаз дихання.

При фізіологічному посиленні над обома частинами грудної клітини може спостерігатися надмірне розширення альвеол після фізичних навантажень. Також цей тип дихання зустрічається у людей астеничної конституції через тонку грудну клітину [3].

4) Пуерильне дихання

Даний вид гучніший, але м'який, ніжного тембру. У пуерильного дихання тривалість вдиху і виходу однакова. Цей різновид прослуховується у дітей, підлітків з тонкою грудною клітиною, адже у більш юному віці везикулярне дихання трохи вище по частоті (до 400-600 герц), жорсткіше, ніж у дорослих людей і чути як на вдиху, так і на видиху. Через цю особливість пуерильное тип називають юнацьким [3 - 4].

5) Жорстке дихання

Гучне дихання з подовженим вдихом і видихом з'являється в результаті звуження просвіту бронхів або бронхіол, набряку стінок дихальної системи.

Цей тип отримав назву жорстке везикулярне дихання. При ньому співвідношення вдиху і видиху складає 5 до 4. Даний тип з'являється через звуження просвіту бронхів, наявності в них секрету, набряку. Все це викликає завихрення проходить струменя повітря, в результаті чого змінюється тембр шуму.

Жорстке дихання прослуховується після бронхоектатичної хвороби, пневмонії, пневмосклерозу з наступною деформацією бронхів.

б) Саккадований тип

Інша назва цього виду – переривчастий. Для нього характерно нерівномірний, переривчастий, товчкоподібний вдих. Він виникає через нерівномірне скорочення м'язів. Шуми вислуховуються нерівномірно над всією поверхнею дихальних м'язів при порушеннях центральної регуляції дихання.

Саккадоване дихання може бути викликане наявністю перешкод в бронхах, які заважають проходити повітря в альвеоли. В результаті, при вислуховуванні визначаються зміни над ураженими ділянками. Саккадоване тип дихання над верхівкою легені може вказувати на туберкульозний процес [3].

1.1.2 Бронхіальне дихання

Другим основним дихальним шумом є бронхіальне дихання. Бронхіальне дихання – аускультативний феномен, що характеризується переважанням часу шуму видиху над часом шуму вдиху і специфічним тембровим забарвленням дихальних шумів; спостерігається при вислуховуванні дихання над гортанню, трахеєю і великими бронхами у здорових людей, а при деяких ураженнях легень - над іншими ділянками грудної клітини. Бронхіальне дихання нагадує звук, що виникає при диханні

ротом, коли спинка язика піднята для виголошення звуку «хі». Бронхіальне дихання складають коливання повітря частотою 125-1000 гц, а у деяких людей досягає 2000-5000 герц. Найбільш характерна смуга 500-1000 гц. на відміну від везикулярного дихання (див.), Експіраторний компонент бронхіального дихання голосніше, триваліше і вище по тону, ніж інспіраторне. Бронхіальне дихання виникає внаслідок завихрення, що утворюються при русі повітря по трахеє-бронхіальному дереву, але головним чином - в голосовій щілині.

У нормальних умовах бронхіальне дихання чути тільки у шії над гортанню (ларингеальне дихання), над трахеєю (трахеальне дихання) і над областю поширення великих бронхів (спереду – над рукояткою грудини, а ззаду – на рівні VII шийного хребця і в міжлопаточному просторі на рівні III-IV грудних хребців).

При патології легень бронхіальне дихання вислуховується над ділянками, що добре проводять шуми високої частоти. До них відносяться ущільнена легенева тканина і порожнини, пов'язані з великим бронхом.

Виявлення бронхіального дихання має важливе діагностичне значення. Воно вказує на наявність пневмонічного фокусу або порожнини, сполученої з бронхом. Нерідко бронхіальне дихання вислуховується над верхньою межею плеврального випоту, будучи обумовлено ущільненням частини легені за рахунок здавлення альвеол рідиною. При значній відстані місця зосередження ущільнення від плеври бронхіальне дихання або не чути зовсім, або прослуховується як везикулярне дихання зі змінним тембром (везико-бронхіальне дихання). Неодмінною умовою виникнення бронхіального дихання є прохідність відповідного бронха (при обтураційному ателектазі бронхіальне дихання відсутнє).

Іноді видалення з кашлем мокротиння, що закупорює бронх, сприяє появі бронхіального дихання над ділянкою, де раніше воно не прослуховувалося [5].

1.1.3 Амфоричне дихання

Амфоричне (порожнинне) дихання можна вважати різновидом бронхіального дихання, але прийнято виділяти його як окремий вид через його діагностичну значимість.

Амфоричне дихання формується у випадку утворення в легенях деякої порожнини (каверна, абсцес, великий бронхоектаз) що сполучається з бронхом. В цьому випадку, при диханні звук бронхіального дихання через бронхи потрапляє в утворену порожнину, резонує, забарвлюється багатьма обертонами і стає схожим на звук, який виникає якщо дути в пляшку з видовженим горлечком (в амфору). Цей звук гучний, досить високий (від 500 до 5000 герц), з вираженим відлунням (об'ємний), чути на вдиху, і особливо на видиху. Темброве забарвлення звуку амфоричного дихання залежить від величини, форми, поверхні порожнини. Класичне амфоричне дихання прослуховується якщо порожнина в діаметрі більше за 5 см, з гладкими стінками, пов'язується з великим бронхом [4].

1.2 Побічні дихальні шуми

До додаткових (побічних) дихальних шумів відносять хрипи, крепітацію та шум тертя плеври

1.2.1 Хрипи

Хрипи поділяються на сухі і вологі.

Сухі хрипи утворюються в бронхах, точніше в трахеї і бронхах. Причиною появи сухих хрипів є звуження бронхів, зміна їх аеродинамічних властивостей, поява в них в'язкого мокротиння. Всі ці фактори можуть призводити до виникнення в бронхах турбулентних потоків повітря, вібрації, виникнення протяжних звуків різної частоти, тембру, ритму, що нагадують звучання духових і струнних музичних інструментів, чутних як окремі звуки або набір звуків. Висота звучання сухих хрипів залежить від діаметра бронхів. У трахеї, великих бронхах виникають низькотональні (басові) сухі хрипи; в дрібних бронхах – високотональні (дискантні) хрипи.

Сухі хрипи чути на вдиху і видиху, однак при бронхоспазмі, що веде до утруднення і подовження видиху, на видиху вони чутні краще, ніж на вдиху, триваліше. Після покашлювання, виділення мокротиння, звучання сухих хрипів може змінюватися.

Вологі хрипи утворюються в бронхах і дренованих порожнинах при наявності в них рідкої мокротиння. При вдиху і видиху повітря проходить через шар рідкого мокротиння, "пробулькиє", утворюючи звуки, що нагадують звуки киплячого чайника. Вологі хрипи чутні на вдиху і на видиху. Залежно від калібру бронхів, в яких утворюються вологі хрипи, розрізняють хрипи, середньопузирчасті та крупнопузирчасті хрипи. Механізм утворення вологих хрипів в порожнинах принципово не відрізняється від вищеописаного: повітря проходить через шар рідкого вмісту, що знаходиться в порожнині, і утворює звук, що булькає.

1.2.2 Крепітація

Крепітація – своєрідне однотональне дрібне залпове потріскування, що з'являється на висоті вдиху. Крепітація виникає при появі в альвеолах запальної або незапальної рідини, причому вона чутна тільки в тому випадку, якщо рідина не повністю заповнює альвеоли і вони не втратили здатність до злипання. При появі патологічної рідини в альвеолах змінюються властивості сурфактанту, змінюється динаміка поверхневого натягу на вдиху, воно не зменшується, як зазвичай, а збільшується. В результаті розліплення (розкриття) альвеол відбувається не на початку, а в кінці вдиху і велика енергія цього розліплення веде до появи своєрідного звуку – крепітації. Так як запальна рідина має більшу клейкість, ніж незапальна, крепітація пов'язана із запальним процесом, більш дзвінка (консонуюча), ніж з незапальним (неконсонуюча крепітація).

1.2.3 Шум тертя плеври

Шум тертя плеври може з'явитися при втраті плеврою природної гладкості, при зникненні фізіологічної мастила, що буває при різкому зневодненні, гіповітамінозах, а також при запальних змінах листків плеври (так званий сухий фібринозний плеврит). Шум тертя плеври може вислуховуватися в початковий і кінцевий періоди ексудативного плевриту. При вторинному ураженні плеври (пневмонія, інша патологія), шум тертя плеври може поєднуватися з аускультативними проявами основного захворювання. Шум тертя плеври нагадує шурхіт тертя долонь, хрускіт снігу, чути на вдиху і видиху, причому, може не повністю збігатися з фазами

дихання. Нерідко шум тертя плеври звучить незвичайно і може нагадувати інші додаткові шуми легень [6].

1.3 Основні захворювання дихальної системи

Серед усіх захворювань, хвороби органів дихання реєструються найчастіше. Вони являють собою одну з найбільших загроз для здоров'я людства. З ними пов'язана кожна шоста смерть у всьому світі.

Основні захворювання органів дихання – бронхіт, хронічне обструктивне захворювання легень, пневмонія, бронхіальна астма і плеврит.[7]

1.3.1 Бронхіт

Бронхітами називають запальні захворювання бронхів, дихальних шляхів, які проводять повітря від трахеї до альвеол. Запалення може носити різний характер, що обумовлює різноманіття форм хвороби. Поділяється на гострий та хронічний.

Гострий бронхіт – це гостре, частіше інфекційне захворювання, зазвичай вражає тільки слизову оболонку бронхів. Як правило воно є наслідком грипу або інших гострих респіраторних вірусних інфекцій (ГРВІ), тому у хвороби є сезонність з піком захворюваності взимку. Іноді бронхіт викликають хімічні і фізичні фактори (наприклад, токсичні гази і аерозолі). Гострий бронхіт зазвичай триває 2-3 тижні, закінчується одужанням і має хороший прогноз.

До розвитку гострого бронхіту привертають знижений імунітет, літній або дитячий вік, куріння, забруднене повітря. Хвороба в 85-95% випадків є

наслідком вірусної інфекції. Її основні збудники: віруси грипу А і В, парагрипу, рідше – аденовіруси. Бактерії викликають захворювання у людей похилого віку (пневмокок, мікоплазма), на тлі куріння (гемофільна паличка) і при імунodefіцитах (моракселла).

Про хронічний бронхіт говорять, коли вологий кашель, його головний симптом, присутній протягом не менше трьох місяців два роки поспіль. Це прогресуюча хвороба, що супроводжується залученням всіх верств бронхів, її відносять до хронічної обструктивної хвороби легень (ХОЗЛ). Для неї характерні порушення вентиляції і зміни в легенях через обструкції (порушення прохідності) бронхів. Починається хронічний бронхіт поступово. Пошкоджена слизова виділяє все більше мокротиння, при цьому гірше виводячи її назовні. Це викликає кашель, спочатку – вранці. Згодом, кашель виникає і вночі, і вдень, посилюється в холодну і сиру погоду. З роками кашель стає постійним.

Фактори ризику хронічного бронхіту ділять на зовнішні і внутрішні. Систематичний вплив зовнішніх факторів порушує захисну функцію слизової оболонки бронхів. Найважливішим таким агентом є тютюновий дим, оскільки він вдихається в високих концентраціях. Дещо меншу значимість має забрудненість повітря на виробництві, в індустриальних зонах, в містах (пил, оксид сірки, оксиди азоту). Інший зовнішній чинник – вірусні та бактеріальні інфекції.

Поширеним внутрішнім фактором ризику є гастроезофагального рефлюксна хвороба, при якій вміст шлунка закидається в стравохід, викликаючи печію. Частинки кислого харчового грудки можуть потрапляти і в глотку, викликаючи хронічний фарингіт. Іноді вони досягають і бронхів, сприяючи розвитку хронічного запалення. При запальних захворюваннях носа і придаткових пазух слиз з носових ходів може стікати по задній стінці горлянки. У денний час вона спльовує або проковтується, але вночі може потрапляти в трахею і бронхи. Хронічне запалення в бронхах також

супроводжує іншим хворобам: муковісцидоз, бронхоектазів, аномалій розвитку легень [8 - 10].

1.3.2 Хронічне обструктивне захворювання легень (ХОЗЛ)

Хронічне обструктивне захворювання легень (ХОЗЛ) – самостійне захворювання, для якого характерно частково необоротне обмеження повітряного потоку в дихальних шляхах, що має, як правило, неухильно прогресуючий характер і спровоковане аномальною запальною реакцією тканини легень на роздратування різними патогенними частками і газами.

ХОЗЛ найчастіше це поєднання двох захворювань:

- 1) Хронічний бронхіт, що був розглянений нами у попередньому пункті.
- 2) Емфізема. При емфіземи легень, стінки альвеол пошкоджуються і втрачають свою еластичність. В результаті, зменшується корисна площа легень для обміну газами (киснем і вуглекислим газом) між кров'ю і повітрям. Підсумком недостатнього надходження кисню в кров є задишка, яку відчуває людина як брак повітря.

З плином часу ХОЗЛ, як правило, прогресує. Зупинити процес пошкодження тканини легені, якщо одного разу він вже розпочався, не можна. Але можна вжити заходів, щоб уповільнити процес руйнування альвеол в легенях, а також поліпшити самопочуття людини, що страждає від ХОЗЛ.

У більшості випадків, ХОЗЛ викликана курінням. Протягом багатьох років вдихання тютюнового диму подразнює дихальні шляхи і руйнує еластичні волокна в альвеолах легень. Пасивне куріння також дуже шкідливо. До інших чинників, які можуть стати причиною виникнення ХОЗЛ, відносять вдихання хімічних парів, пилу і забрудненого повітря протягом тривалого періоду часу. Зазвичай процес руйнування тканини легень займає багато років,

до появи перших симптомів хвороби, тому ХОЗЛ є найбільш поширеним серед людей, яким більше ніж 60 років.

Крім того ймовірність виникнення ХОЗЛ збільшується, якщо у людини було багато серйозних інфекційних захворювань легень протягом усього життя, але особливо важливо, якщо ці хвороби протікали в дитячому віці. У осіб, що мають діагноз емфізема легень у віці 30 або 40 років, може бути спадкова аномалія білка альфа-1-антитрипсину. Але, на щастя, ця патологія буває рідко.

З плином часу, ХОЗЛ прогресує і задишка у людини з'являється навіть при незначних фізичних навантаженнях. Хворому стає все важче самостійно приймати їжу або виконувати прості фізичні вправи. При цьому, дихання вимагає значної витрати енергії. Хворі ХОЗЛ часто втрачають у вазі й стають набагато слабкіше у фізичних можливостях.

У якийсь момент симптоми ХОЗЛ можуть раптово посилюватися, що призводить до погіршення фізичного стану здоров'я. Це називається загостренням ХОЗЛ. Загострення ХОЗЛ можуть варіюватися від незначних до загрозливих життю людини. Чим більше за тривалістю ХОЗЛ, тим важче будуть протікати такі спалахи загострень [11].

1.3.3 Пневмонія

Пневмонія (запалення легень) – запалення легеневої тканини, як правило, інфекційного походження, з переважним ураженням альвеол та строми. Збудниками запального процесу, який виникає в нижніх дихальних шляхах, можуть бути інфекції різної природи. Належить до захворювання дихальної системи людини.

Досить нерідко, пневмонія виникає як ускладнення перебігу ГРВІ, грипу, бронхіту. Збудниками пневмонії, найчастіше, стають бактеріальні інфекції – грампозитивні і грамнегативні мікроорганізми. Пневмонію можуть

викликати також вірусний інфекції, тоді її перебіг проходить досить гостро. Грибкові інфекції і мікоплазми можуть також бути причиною пневмонії.

Пневмонія характеризується рядом симптоматичний проявів. Залежно від збудника і характеру перебігу хвороби, вона може проявлятися також по різному. У хворого відзначається лихоманка, озноб, ломота і слабкість в тілі, підвищення температури тіла, при важкій формі пневмонії, до 40 градусів. Кашель з мокротою, гострий біль у грудях, озноб, задишка, біль в голові, підвищене потовиділення, прискорений пульс. При важкій формі пневмонії може виникати помутніння свідомості і марення.

У всьому світі на пневмонію хворіють близько 17 мільйонів людей на рік, близько 265 тисяч випадків закінчуються смертю. Від пневмонії помирає кожен 64-й хворий. На додаток, пневмонія дає небезпечні ускладнення різним органам хворої людини. [12],[13]

1.3.4 Бронхіальна астма

Бронхіальна астма – хронічне запальне захворювання дихальних шляхів. Ключовою ланкою є бронхоспазм (звуження просвіту бронхів), зумовлений специфічними імунологічними (сенсibiliзація та алергія) або неспецифічними механізмами, що виявляється повторюваними епізодами свистячих хрипів, задишки, почуття закладеності в грудях і кашлю.

Хронічне запалення, яке спостерігається у хворих на бронхіальну астму, робить дихальні шляхи чутливими до алергенів, хімічних подразників, тютюнового диму і т.д. При їх дії виникають набряк і спазм бронхів, в цей момент бронхіальна слиз виробляється у великій кількості. Це ускладнює нормальне проходження повітря по дихальних шляхах під час дихання.

Залежно від причини виникнення нападу астми, виділяють астму з переважанням алергічного компонента і неалергічний астму.

Показником того, що бронхіальна астма носить алергічний характер, є те, що загострення виникають при контакті з певними алергенами, носять сезонний характер. Приступ алергічної астми у людини нерідко супроводжується нежиттю, симптомами вегетативної дистонії.

При неалергічній астмі, хронічно запалені дихальні шляхи надмірно чутливі. Будь-яке роздратування викликає спазми бронхів, і потік повітря по ним обмежується, що призводить до кашлю і нападу задухи.

Найбільш характерними ознаками бронхіальної астми є:

кашель – може бути частим, болісним і постійним. Кашель може погіршуватися вночі, після фізичних навантажень, після вдихання холодного повітря;

експіраторна задишка – дихання може бути настільки обмежене, що викликає страх неможливості видихнути;

свистячі хрипи, чутні на відстані – викликаються вібрацією повітря з силою проходить через звужені дихальні шляхи;

задуха.

Бронхіальна астма зустрічається у людей будь-якого віку, проте, найчастіше вона проявляється у дітей – половина з них потім «переростає» свою хворобу. Зараз більше 300 млн. людей в світі страждає на це захворювання і число їх постійно зростає. [14]

1.3.5 Плеврит

Плеврит – це запалення листків плеври. Легке покрито вісцеральним (внутрішнім) листком. Стінки грудної порожнини вистелені парієтальним (зовнішнім) листком плеври. У здорової людини між листками плеври міститься кілька мілілітрів рідини, яка забезпечує ковзання листків одна об одну при диханні.

Виділяють два різновиди захворювання – сухий і ексудативний плеврит. При запальних процесах в тканини або порожнини організму з дрібних кровоносних судин виділяється рідина – ексудат. При ексудативному плевриті, ексудат накопичується в плевральній порожнині.

У разі сухого плевриту, на поверхні плевральних листків утворюються відкладення білка фібрину. Насправді, сухий плеврит також пов'язаний з виділенням випоту між плевральними листками. Але невелика кількість ексудату швидко розсмоктується, залишаючи тільки фібринозні відкладення.

Причини ексудативного плевриту – запальні процеси в організмі. Рідина в плевральній порожнині може з'являтися також через інших, не пов'язаних із запаленням, чинників.

Наслідки плевриту можуть бути небезпечними. Велика кількість ексудату викликає зміщення середостіння в протилежну сторону, що призводить до порушення дихання і роботи серцево-судинної системи.

Плеврит може бути самостійним захворюванням (первинний). Але, в більшості, випадків він розвивається внаслідок гострих і хронічних патологій легень (вторинний). Причинами виникнення плевриту є бактеріальні, грибкові, паразитарні та вірусні інфекції. Наприклад, захворювання часто розвивається на тлі туберкульозу. Плеврит може виникнути й в результаті травми грудної клітини.

Симптоми плевриту можуть переважати, маскуючи основні захворювання легень, які є причиною запалення плевральних листків. Сухий плеврит проявляється колючими болями в грудях, які посилюються при кашлі, глибокому диханні або русі [15].

1.4 Висновки до розділу 1

Усі дихальні шуми поділяють на два типи: фізіологічні (основні) і патологічні (додаткові, або побічні).

До основних відносять везикулярне, бронхіальне та амфоричне дихання.

Везикулярне дихання – основний дихальний шум, який прослуховується в обидві фази дихання при аускультатії легень здорової людини. На вдиху шум більш тривалий, гучний. На видиху шум слабшає, коротшає. Через це тривалість вдиху довші в два рази, ніж видиху.

Везикулярне дихання в, свою чергу, поділяється на нормальне, посилене, послаблене, жорстке, пуерильне та саккадоване.

Бронхіальне дихання характеризується переважанням часу шуму видиху над часом шуму вдиху і специфічним тембровим забарвленням дихальних шумів; спостерігається при вислуховуванні дихання над гортанню, трахеєю і великими бронхами у здорових людей, а при деяких ураженнях легень – над іншими ділянками грудної клітини.

Амфоричне дихання (можна вважати підвидом бронхіального дихання) формується у випадку утворення в легенях деякої порожнини (каверна, абсцес, великий бронхоектаз) що сполучається з бронхом. В цьому випадку, при диханні звук бронхіального дихання через бронхи потрапляє в утворену порожнину, резонує, забарвлюється багатьма

До додаткових (побічних) дихальних шумів відносять хрипи(сухі та вологі), крепітацію та шум тертя плеври.

Причиною появи сухих хрипів є звуження бронхів, зміна їх аеродинамічних властивостей, поява в них в'язкого мокротиння.

Вологі хрипи утворюються в бронхах і дренажних порожнинах при наявності в них рідкої мокротиння. При вдиху і видиху повітря проходить через шар рідкого мокротиння, утворює "булькаючі", звуки.

Крепітація виникає при появі в альвеолах запальної або незапальної рідини, причому вона чутна тільки в тому випадку, якщо рідина не повністю заповнює альвеоли і вони не втратили здатність до злипання.

Шум тертя плеври може з'явитися при втраті плеврою природної гладкості, при зникненні фізіологічної мастила, що буває при різкому зневодненні, гіповітамінозах, а також при запальних змінах листків плеври.

Основні захворювання органів дихання – бронхіт, хронічне обструктивне захворювання легень, пневмонія, бронхіальна астма і плеврит.

Бронхіт - захворювання дихальної системи, при якому запальний процес переноситься на бронхи. Поділяють на гострий і хронічний.

Гострий бронхіт – це гостре запалення слизової оболонки бронхів. До розвитку гострого бронхіту привертають знижений імунітет, літній або дитячий вік, куріння, забруднене повітря. Хвороба є повністю виліковною і триває, зазвичай, 2-3 тижні.

Хронічний бронхіт – присутність вологого кашлю протягом не менше трьох місяців два роки поспіль. Це прогресуюча хвороба, що супроводжується залученням всіх верств бронхів, її відносять до хронічної обструктивної хвороби легень (ХОЗЛ).

Хронічне обструктивне захворювання легень (ХОЗЛ) – самостійне, невиліковне захворювання, для якого характерно частково необоротне обмеження повітряного потоку в дихальних шляхах, що має, як правило, неухильно прогресуючий характер і спровоковане аномальної запальної реакцією тканини легень на роздратування різними патогенними частками і газами.

Пневмонія (запалення легень) – запалення легеневої тканини, як правило, інфекційного походження, з переважним ураженням альвеол та стромы. Запальний процес, який виникає в нижніх дихальних шляхах, збудниками можуть бути інфекції різної природи.

Бронхіальна астма – це хронічне запальне захворювання дихальних шляхів, що проявляється нападами задишки, які часто супроводжуються кашлем і можуть перерости у приступи задухи. Це відбувається через те, що дихальні шляхи надмірно реагують на різні подразники.

Плеврит – запалення плевральних листків, з випаданням на їх поверхню фібрину (сухий плеврит) або скупчення в плевральній порожнині ексудату різного характеру (ексудативний плеврит).

2 МЕТОДИ ДІАГНОСТИКИ ЗВУКІВ ЛЕГЕНЬ

2.1 Аускультация та умови її проведення

Фізичний метод медичної діагностики дихальних шумів називається аускультациєю. Він заключається в вислуховуванні звуків, що утворюються в процесі функціонування внутрішніх органів. Аускультация буває прямою - проводиться шляхом прикладання вуха до прослуховувати органу, і непрямую - за допомогою фонендоскопа.

Зазвичай аускультация проводиться в три етапи.

Перший, основний етап аускультации легень: порівняльна аускультация в симетричних ділянках правої і лівої легені при вертикальному положенні хворого (сидячи або стоячи).

Завдання першого етапу:

- визначити характер основного дихального шуму у всіх відділах легень,
- визначити наявність або відсутність додаткових дихальних шумів,
- при виявленні патологічних змін орієнтовно визначити їх характер і локалізацію.

При впевненому встановленні норми: везикулярне дихання, відсутність додаткових дихальних шумів, на цьому аускультация легень завершується.

При виявленні на основному етапі будь-яких патологічних ознак проводяться додаткові етапи аускультации.

Другий етап аускультации: аускультация підозрілих місць при глибокому диханні. Фонендоскоп встановлюється в кожній з "підозрілих" ділянок і проводиться аускультация при 2-3 глибоких вдихах і видихах хворого. Якщо таких місць декілька, то після кожних 2-3 глибоких вдихів і видихів робиться 30-60 секунд перерви для запобігання гіпервентиляційних ускладнень.

Завдання другого етапу:

- уточнення характеру основного дихального шуму,

- уточнення наявності і характеру додаткових дихальних шумів.

Третій етап аускультатії: аускультатія після покашлювання.

Іноді мокрота буквально закупорює окремі бронхи, такі бронхи не дихають, і отже можуть бути не виявлені важливі аускультативні зміни. Після покашлювання вентиляція бронхів може відновитися і так звані німі зони "заговорять" – з'являться ті чи інші патологічні аускультативні зміни. Особливо часто після покашлювання виявляється крепітація [16 - 17].

2.2 Рентгенологічне дослідження легень

Рентгенологічні дослідження – дослідження внутрішньої структури об'єктів, які проектується за допомогою рентгенівських променів на спеціальну плівку або папір. Існує декілька видів рентгенологічних досліджень.

2.2.1 Рентгеноскопія

Рентгеноскопія – огляд легень в «режимі реального часу». Зону дослідження просвічують рентгенівським апаратом, і зображення відбивається на екрані. Рентгеноскопія показує структуру органу, його зміни, запальні процеси, прохідність контрастної речовини і т.д. Хрипи, грудний кашель, негативні результати лабораторних досліджень є показаннями до рентгеноскопії. Перевагою методу є його оперативність. З появою цифрових апаратів виникла можливість зберегти зображення і роздрукувати його на папері, а променеве навантаження знизилася. При рентгеноскопії, як і при всіх інших методах рентгенологічної діагностики, організм все ж отримує незначне опромінення, тому процедура протипоказана вагітним. Основний недолік

методу – неможливість побачити дуже дрібні центри появи патологічних процесів.[18]

2.2.2 Рентгенографія

При проведенні цього обстеження зображення також створюється за допомогою рентгенівського апарату, але воно фіксується на плівку, а не виводиться на монітор. Рентгенографія – дуже точний і інформативний метод діагностики легень, що дозволяє вчасно побачити навіть найдрібніші зміни. З його допомогою виявляють аномалії розвитку легень, наслідки травм, пневмонії різного походження, наявність пухлин і паразитів, а також туберкульоз.

2.2.3 Бронхографія.

Є одним з варіантів рентгенографії, що проводиться під місцевою анестезією і використовується для діагностики стану бронхів. У просвіт бронхів вводять контрастну речовину, яка не пропускає рентгенівські промені. Потім роблять рентгенівський знімок і отримують контрастне зображення бронхіального дерева. Дозволяє виявити розширення бронхів, абсцеси і каверни легких, новоутворення і чужорідні тіла [19].

2.2.4 Комп'ютерна томографія

Комп'ютерна томографія легень (КТ) – високоінформативний метод променевої діагностики. За допомогою комп'ютерного томографа проводиться ряд пошарових знімків, що дозволяють бачити стан внутрішньогрудних лімфовузлів, зміни в легеневій і плевральній порожнинах, поширення пухлинного процесу, якщо такий є. КТ призначають при виявленні туберкульозу, пневмонії, раку. Під час процедури пацієнт нерухомо лежить на спеціальній кушетці, роздягнувшись до пояса і знявши прикраси. Кушетка поміщається в томограф, частіше циліндричний, але існують і відкриті моделі даного апарату. Знімки відображаються і зберігаються в комп'ютері. Їх можна перенести і на цифрові носії.[18]

2.2.5 Флюорографія

За своїм принципом схожа з рентгенографією, але зображення або друкується на малоформатної плівці, або виводиться на монітор. Цифрова флюорографія відрізняється більш низьким радіаційним впливом на людину, проте якість картинки в порівнянні з рентгенографією легень дещо гірше. Цей метод використовують для визначення наявності патологій, але побачити деталі з його допомогою не можна. В наші дні флюорографія застосовується в основному для масових профілактичних обстежень [19].

2.2.6 Рентгеноелектрокімографія

Рентгеноелектрокімографія – спосіб оцінки вентиляційної функції легень, а також рухів діафрагми. Метод заснований на реєстрації коливань оптичної щільності зображення дихальних органів на рентгенівському екрані.

2.2.7 Ангіографія

Ангіографія – дослідження судин легень після введення в них контрастної речовини за допомогою катетера. Коли судини заповнені контрастною речовиною, роблять ряд рентгенівських знімків. Даний метод діагностики практикують для уточнення можливості операції при раку легені, для діагностики тромбоемболії легеневої артерії і в деяких інших випадках. Найбільш повну «картину» можна отримати при поєднанні ангіографії з КТ [18].

2.3 Ендоскопічне дослідження легень

2.3.1 Торакоскопія

Ендоскопічне дослідження плевральної порожнини, яке проводиться за допомогою спеціального інструменту – тораскопа. Його вводять в легені під загальним наркозом через невеликий прокол у грудній клітці. Багато в чому за принципом дії нагадує бронхоскопію. Метод дозволяє оглянути легені в режимі реального часу, зробити знімки, узяти пробу тканин.

2.3.2 Бронхоскопія

Цей метод застосовується для огляду слизової оболонки трахеї і бронхів. Він проводиться спеціальним приладом – бронхоскопом, до якого прикріплюються особливі щипці для біопсії або вилучення чужорідних тіл і видалення поліпів, мініатюрна фотокамера і інші прилади. Для того щоб захистити пацієнта від неприємних відчуттів, маніпуляцію проводять під місцевою анестезією. Бронхоскоп вводиться через рот в трахею. За допомогою цього дослідження можна візуально оглянути внутрішню поверхню бронхів і трахеї, взяти для аналізу маленьку частинку тканини (цей процес називається біопсією) і зробити знімок бронхів. Даний метод широко використовується для виявлення ерозій, виразок і пухлин, а також в лікувальних цілях – для вилучення чужорідних тіл, видалення поліпів бронхів, лікування бронхоектатичної хвороби і абсцесів легень [19].

2.4 Прилади для прослуховування та запису дихальних шумів

2.4.1 Стетоскоп

Основним медичним діагностичним приладом, що використовується для аускультатії легень, є стетоскоп. Робочою деталлю стетоскопа є головка, яка прикладається до поверхні тіла пацієнта і вловлює звуки внутрішніх органів. За гнучким звукопроводом звук направляється в слуховий канал дослідника.

Часто стетоскоп також називають фонендоскопом. Прийнято вважати, що це один і той самий прилад. Але, все ж, невеликі відмінності є. Через мембрану фонендоскопа проходять, в основному, високочастотні звуки, а через воронку – низькочастотні. Низькочастотні ніби заглушають високочастотні коливання.

Мембрана ж стетоскопа істотно знижує гучність всього звуку і низькочастотні звуки стають дуже тихими. При цьому високі частоти стають добре чутними.

Конструкція стетоскопу:

Головка – деталь, що прикладається до тіла людини для уловлювання і посилення аускультативних звуків. Може бути односторонньою або двосторонньою. Одностороння головка має або мембрану (найчастіше), або воронку. Двостороння головка як правило складається з мембрани на одній стороні і воронки на іншій, або з двох мембран різних діаметрів. Перемикання сторін головки здійснюється її поворотом на 180 градусів навколо штуцера головки, сполученого з звукопроводом.

Мембрана краще вловлює аускультативні звуки більш високих частот, воронка – більш низьких. Мембрана являє собою пружну плоску або трохи опуклу (як годинне скло) в сторону тіла пацієнта платівку, яка встановлюється на головку і як правило, є її замінної частиною. Найбільш чутливі мембрани виготовляють з епоксидного матеріалу, армовані скловолокном, менш чутливі – з полівінілхлориду (ПВХ).

Звукопровід – гнучкий шланг, який проводить звук від головки стетоскопа у вуха дослідника. Залежно від конструкції стетоскопа, з головою може бути з'єднаний один або два звукопроводи. Якщо звукопровід один, то перед з'єднанням з дужками він розділяється на два.

Дужки – дві металеві трубки, що з'єднуються зі звукопроводом. Дужки мають пружину для щільного прилягання олив до слухових проходів. Кінці дужок можуть бути спрямовані кілька вперед для розташування олив під кутом, відповідним кутку входу в слуховий прохід.

Оливи – дві округлі м'які або жорсткі насадки на кінцях дужок, що вставляються попереду зовнішніх слухових проходів дослідника. Як правило, поряд з мембраною, оливи є замінної частиною стетоскопа. Оливи повинні щільно, герметично, але без зайвого натиску, прилягати до слухових проходів – це важливо для дотримання замкнутості звукопровідної системи, так як

найменший отвір між оливою і слуховим проходом веде до погіршення якості аускультатії [20].

2.4.2 Електронний стетоскоп

Для детального аналізу дихальних шумів, з'являється потреба у пристрої, що дасть змогу не тільки прослуховувати, а й записувати звуки легень. Звичайно, з розвитком технологій, ця проблема залишалася невирішеною досить недовго і невдовзі з'явилася модернізована, електронна версія стетоскопу.

Перевага електронного стетоскопа – можливість налаштування його діафрагми для різних завдань. У випадку зі звичайними стетоскопами, для кожного завдання потрібен індивідуальний тип приладу з певною лійкою і мембраною. Існують стетоскопи для прослуховування низькочастотних звуків від серця і кишечника, фонендоскопи – для прослуховування високочастотних звуків легень і судин. Крім того, існують Стетофонендоскопи для немовлят і дітей молодшого віку, а також фетальні стетоскопи для вагітних для прослуховування плода.

Електронний стетоскоп зазвичай має 3 режими аускультатії: серцевий, легеневої і абдомінальний. І перемикаючи режим, лікар може використовувати його для різних завдань.

Крім того, електронний стетоскоп дозволяє посилювати оригінальні шуми в десятки разів, регулювати інтенсивність звуку.

Електронний стетоскоп дозволяє не тільки чути, але й візуалізувати звуки в режимі реального часу, а також автоматично визначати і показувати частоту серцевих скорочень. Це дає можливість одночасного слухання пацієнта декількома фахівцями, що буває дуже важливо при проведенні консультативної діагностики. Є можливість звукозапису шумів пацієнта на диктофон або комп'ютер для збереження історії хвороби.

Конструкційні особливості електронного фонендоскопа дозволяють підключати його до комп'ютера і передавати аудіосигнал через інтернет, що відкриває нові можливості для телемедицини. Ціна такого фонендоскопа поки ще досить висока, але це не зупиняє медичні центри, де успішно розвивається телемедицина [21].

2.5 Висновки до розділу 2

Аускультация – фізичний метод медичної діагностики, що полягає в вислуховуванні звуків, що утворюються в процесі функціонування внутрішніх органів. Проводиться у три етапи.

Рентгенологічні дослідження – дослідження внутрішньої структури об'єктів, які проектується за допомогою рентгенівських променів на спеціальну плівку або папір. Існує декілька видів рентгенологічних досліджень. Серед рентгенологічних досліджень виділяють: рентгеноскопію, рентгенографію, бронхографію, комп'ютерну томографію, флюорографію, рентгеноелектрокімографію, ангіографію.

Ендоскопічне дослідження легень – спосіб огляду деяких внутрішніх органів за допомогою ендоскопа. Поділяється на тораскопію та бронхоскопію.

Основним медичним діагностичним приладом, що використовується для аускультатії легень є стетоскоп.

3 МЕТОДИ АНАЛІЗУ ЗВУКІВ ЛЕГЕНЬ

3.1 Спектральний аналіз

Перетворення Фур'є є найбільш часто використовуваним алгоритмом спектрального аналізу для надання інформації про частотні компонентах сигналу, та, фактично, лежить в основі майже усіх основних видів аналізу сигналів. Нейронна мережа, алгоритм машинного навчання для розпізнавання і класифікації характеристик, використовувалася для класифікації різних звуків легень на основі характеристик, вибраних з розкладу частоти і відповідних статистичних параметрів.

Перетворення Фур'є

Перетворення Фур'є (*Fourier transform*) — інструмент спектрального аналізу неперіодичних сигналів. Основні відмінності перетворення Фур'є від ряду Фур'є, викликані припущенням, що період неперіодичного сигналу прямує до нескінченності:

- частота з дискретних відліків перетворюється в неперервний параметр перетворення;
- результатом розрахунків замість коефіцієнтів ряду є функція частоти (спектральна функція)

В результаті таких перетворень отримаємо функцію, яка розраховується за формулою:

$$S(j\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t)e^{-j\omega t} dt. \quad (3.1)$$

Функція $S(j\omega)$ отримала назву спектральна густина сигналу $s(t)$, а формула вище — пряме перетворення Фур'є.

Обернене перетворення Фур'є розраховується за формулою:

$$S(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} s(j\omega) e^{j\omega t} d\omega. \quad (3.2)$$

Спектральна густина є комплексною величиною. Модуль спектральної густини $S(j\omega)$ називається амплітудним спектром сигналу (в деяких джерелах використовується назва амплітудно-частотна характеристика (АЧХ) сигналу),

аргумент спектральної густини називається фазовим спектром (відповідно, в

деяких джерелах, називається ФЧХ — фазо-частотною характеристикою сигналу) [22].

Спектральний аналіз можна використовувати для дослідження будь-яких сигналів, зокрема й тих, що пов'язані зі звуками легень. Приведемо приклад використання спектрального аналізу пульмофонограмми (ПФГ) [23].

З огляду на складний характер ПФГ, було проведено спектральний аналіз сигналів з метою детального вивчення отриманих кривих, зареєстрованих для восьми діагностичних класів: ателектаз, гемоторакс, гіпервентиляція легень, інфільтрація паренхіми легких, норма, обструктивні зміни в бронхах, плевральний випіт, пневмоторакс. Для обчислення спектра була використана процедура дискретного перетворення Фур'є, інтервал дискретизації склав 125 мкс.

Легені людини характеризуються певними амплітудно-частотними характеристиками, які різні на вдиху і видиху, а також при патологічних станах легень. Максимальна смуга пропускання легких лежить в межах 20-1400 Гц частот. Також візуальний аналіз отриманих спектрів ПФГ показав, що корисна частина спектра також обмежується частотою 1 кГц, тому подальші дослідження були орієнтовані на виявлення особливостей сигналів в діапазоні від 0 до 1 кГц. Корисна частина спектра була розбита на піддіапазони: 0-25 Гц, 25-50 Гц, 50-75 Гц, 75-100 Гц, 100-200 Гц, 200-300 Гц, 300-400 Гц, 400-500 Гц, 500-600 Гц, 600-700 Гц, 700-800 Гц, 800-900 Гц, 900-1000 Гц.

Було встановлено, що форма спектра є характерною всередині класу і має видимі відмінності для сигналів, віднесених до різних класів. Так, в нормі амплітуда гармоніки на вибраній робочій частоті несучого коливання 80 Гц є основною і коливається в межах 3 відносних одиниць. Також присутні гармоніки в піддіапазонах 50-75 Гц і 100-200 Гц.

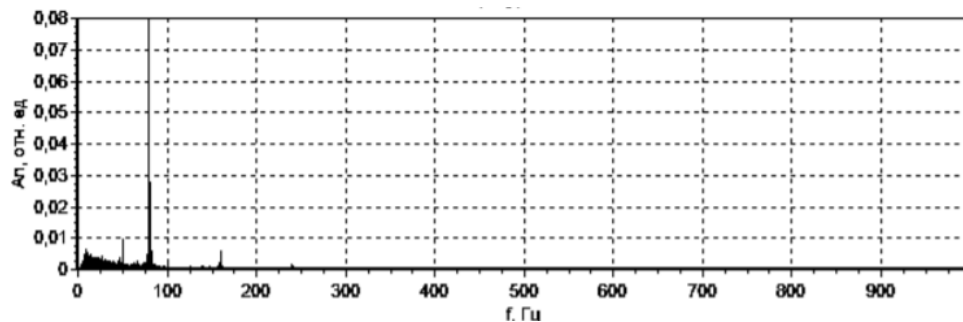


Рисунок 3.1 – Частотний спектр ПФГ у нормальному стані

Наприклад, спектр ПФГ при гіпервентиляції виявляє наявність коливань в діапазоні частот 0-350 Гц і має максимуми в кожному з піддіапазонів (рис. 3.2). Амплітуда гармоніки на 80 Гц зменшується в порівнянні з нормою приблизно в 4 рази.

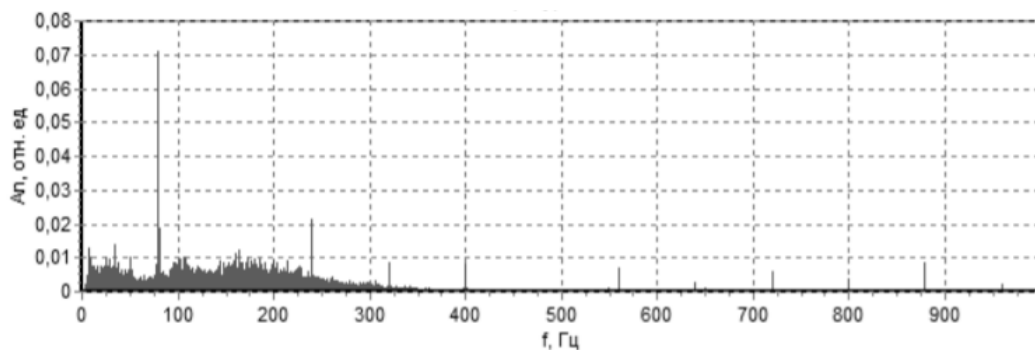


Рисунок 3.2 – Частотний спектр ПФГ при гіпервентиляції

Цікаві особливості має спектр сигналу при обструктивних змінах в легенях (рис. 3.3): мала амплітуда гармоніки несучого коливання і поява значущих гармонік в діапазоні 200-500 Гц і гармонік з меншими значеннями амплітуди при більш високих частотах аж до 1 кГц.

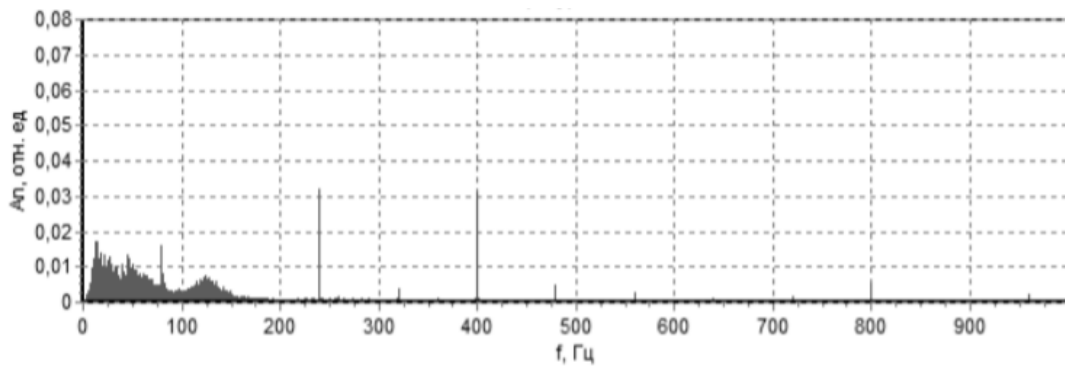


Рисунок 3.3 – Частотний спектр ПФГ при обструктивних змінах в легенях

Отже за допомогою спектрального аналізу можна побачити, що в досліджуваних смузі частот спектра сигналів можна виділити піддіапазони, потужність яких обумовлена особливостями ПФГ і визначається наявністю в структурних змінах легень [23].

3.2 Біспектральний аналіз

Говорячи про спектри вищих порядків, насамперед, згадують біспектральний аналіз. Розглянемо методика застосування біспектрального аналізу для звуків легень на прикладі наступної наукової статті [24].

Вчені провели багато досліджень щодо вилучення функцій легень. Одним з них є аналіз спектру потужності. Але аналіз потужності не може описати нелінійний фазовий зв'язок нестационарних сигналів, тому що він приймає частоту як лінійну суперпозицію кожного незалежного компонента і пригнічує фазову інформацію.

Спектральна техніка вищого порядку дозволяє ефективно обробляти нестационарні та негауссові сигнали для отримання їх статистики вищого порядку. Bispectrum – 2-D Фур'є-перетворення кумулянтів третього порядку. І це може надати більш корисну інформацію, ніж метод автокореляції для звукових сигналів легень.

Було представлено новий метод, що базується на отриманні інформації щодо характеристик легень для біспектру. Було обрано замовлення моделей АР та оцінено параметричний біспектр трьох видів звуків легень (нормальний, пневмонія і астма відповідно). Цикл було поділено на фазу вдиху і фазу видиху, щоб отримати більш детальні характеристики. Наводяться також порівняння легеневих звуків у отриманні характеристик, які закладають основу для автоматичної класифікації звуків легень.

Звуки легень здорової людини, хворих на пневмонію та астму були відібрані з задньої частини вибраних суб'єктів у сенсорі EScopeII. Частота дискретизації становила 22 050 Гц, а час вибірки – 60 с. Після А / D перетворення фільтр високих частот з частотою відсічення 100 Гц був використаний для зменшення серцевих звуків і шумів при низьких частотах, а фільтр низьких частот з частотою 2500 Гц – для усунення високочастотних шумів. Аналіз спектру потужності вказує, що більшість частотних компонентів знаходяться між 100 і 1000 Гц.

Ознаки асиметрії та ексцесу взяті на звуки легень, використовуючи по 15 зразків. Результати виявлення показують, що звуки легень є нелінійними, а не гауссові, тому спектр потужності недостатньо для їх опису.

Результати та аналіз

Досліджувалися оцінки біспектру з використанням не-гауссівської параметричної моделі для легеневих звуків. Розділили кожен зразок на М записів по 256 точок кожен. Біспектр і аналіз зрізу звуків легень демонструють на рис. 3.4.

З (b) і (c) на рис. 3.4, отримуємо інформацію наступним чином: є пік в нормальному біспектрі; максимальне і вторинне максимальне значення у хворого БА; очевидне максимальне значення, вторинне і третинне максимальне значення при пневмонії пацієнта. Це вказує на наявність КПК, що робить піки патологічних сигналів переходом до більш високої частоти.

Щоб отримати більш детальну інформацію, ми розділимо цикл легеневого звуку на фазу вдиху і фазу видиху.

Аналіз спектру нормального звукового вдиху і фази видиху легень аналогічний усьому сигналу. Аналізи вдиху пневмонії і астми відрізняються від вихідних даних. Особливості, витягнуті з фази вдиху і видиху, запропонують більш корисну інформацію для класифікації.

Зрозуміло, що між значенням ВСС і порядком моделювання P не існує правила. Тому замовлення повинні визначатися в оцінці кожного сегмента. Порядок моделей, показаних на рис. 3.4, є 10, 10 і 5 відповідно.

Існують значні відмінності між нормальним і ненормальним звуками легень. Формують 14-мірний вектор ознак, і класифікатор можна легко конструювати для класифікації трьох видів легеневих звуків.

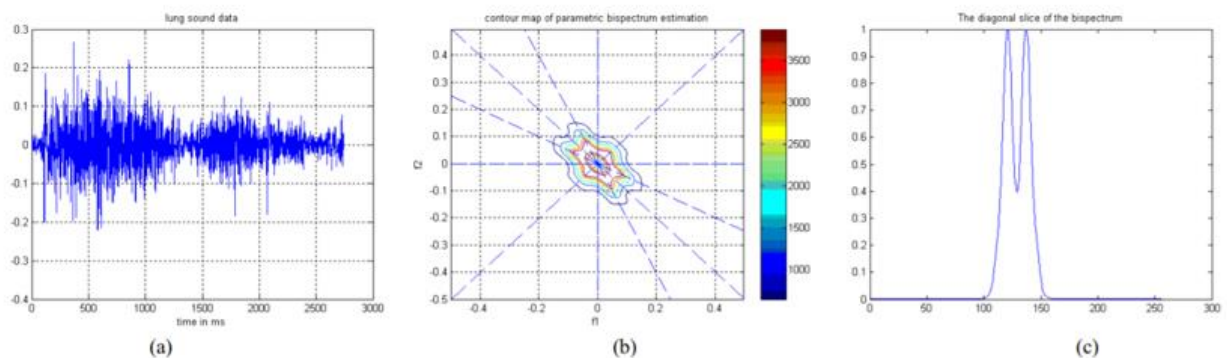


Рисунок 3.4 – Біспектральний аналіз звуку легень здорової людини: (a) форма сигналу циклу в часі; (b) контурна карта параметричної оцінки біспектра; (c) діагональний фрагмент циклу.

Отже даній роботі оцінювали біспекtrum легеневих звуків за допомогою негауської параметричної моделі AP. Дослідження показує спектральну техніку вищого порядку, яка може відображати подібність між різними звуками і відмінностями між різними звуками. Правильні особливості можуть бути витягнуті з біспектру звуків легень для формування вектора ознак для класифікації. Таким чином, аналіз біспектру дасть надійну математичну основу для автоматичного розпізнавання та класифікації звукових сигналів легень [24].

Працюючи з біспектральним аналізом у середовищі Matlab часто використовують набір інструментів спектрального аналізу вищого порядку (HOSA). Існує набагато більше інформації в стохастичному негаусському або детермінованому сигналі, ніж передається його автокореляцією і спектром потужності. Спектри вищого порядку, які визначаються через моменти вищих порядків або кумулянти сигналу, містять цю додаткову інформацію. Панель інструментів (HOSA) надає комплексні можливості спектрального аналізу вищого порядку для програм обробки сигналів. Панель інструментів є відмінним ресурсом для просунутих дослідників та інженерів-практиків, а також для студентів-початківців, які хочуть дізнатися про концепції та алгоритми статистичної обробки сигналів.

Панель інструментів HOSA – це набір М-файлів, які реалізують різні розширені алгоритми обробки сигналів для оцінки крос-і авто-кумулятивів (включаючи кореляції), спектрів і спектрів, біспектра, і бікогерентності, і omputation частотних розподілів. На їх основі реалізовані алгоритми для параметричної та непараметричної ідентифікації сліпих систем, оцінки затримки, гармонічного пошуку, фазового зв'язку, оцінки напрямку приходу, оцінки параметрів Volterra (нелінійних) моделей та адаптивного лінійного прогнозування. Також включені алгоритми для тестування гауссовості і лінійності часових рядів. Повний набір підручників і демонстраційних програм включені в панель інструментів [25].

У одній з розглянутих робіт представлена реалізація статистики вищого порядку в аналізі легеневого звуку. Запропоновано модель на основі NOS для характеристики джерела та передачі легневих звуків. Проаналізовано декілька записаних сигналів, які витікають з міжнародних баз даних звуків легень, що відповідають різним легневим патологіям. Експерименти довели атрибут NOS в оцінці вихідних і передавальних характеристик легневих звуків ефективно. Крім того, нелінійний аналіз, заснований на індексі бікогерентності, виявив квадратичні нелінійні взаємодії, які відбуваються в межах музичного звуку легень у ненормальних випадках. Наведена КСД серед

частотних пар обумовлює існування нелінійності в механізмі виробництва аномальних музичних легеневих звуків, висвітлюючи інтерпретацію легеневих звуків різних легеневих патологій. Нарешті, з наведеного аналізу зрозуміло, що методи, засновані на HOS, є більш придатними і надійнішими, ніж методи другого рівня статистики на основі аналізу і характеристик легеневого звуку, навіть за наявності адитивного симетричного розподіленого (наприклад, гауссового) шуму [26].

3.3 Кореляційний аналіз сигналів

Часто перед дослідниками виникають такі задачі:

- пошук в сигналі ділянок, які є схожими на певні, заздалегідь визначені зразки (патерни). Це задача, наприклад, виявлення в електроенцефалограмі коливань, які відповідають передвісникам епілепсій, порівняння надісланого та віддзеркаленого від літака імпульсів та т.і.;

- визначення, наскільки два сигнали схожі один на інший за формою. Для таких сигналів треба оцінити, чи пов'язані між собою зміни форми сигналів, чи синхронно відбуваються в сигналах коливання, чи однакові параметри сигналів;

- визначити, чи в одному і тому самому сигналі присутні ділянки, які схожі одна на одну, які повторюються через деякий час, або знайти, чи є в сигналі періодичності і чому дорівнює період сигналу. [27]

- у випадку з респіраторними звуками, виникають потреби в порівнянні між звуком вдиху і вимушеними експіраторними тестами, а також зміною інтенсивності звуку, індукованої бронхолітичними препаратами. [28]

Одним зі шляхів вирішення задач такого роду є кореляційний аналіз сигналів. Розглянемо цей метод на прикладі наукової роботи [29], в якій описуються можливості його застосування до звуків легенів.

Отже, основна задача, що була поставлена авторами запропонованої нам наукової роботи – кореляція розподілу звуку легень і легеневої функції у хворих на ХОЗЛ.

Було набрано сорок сім клінічно стабільних хворих на ХОЗЛ чоловічої статі, кожна з яких має історію куріння понад 20 років. Для порівняння було набрано 40 здорових курців чоловічої статі. Добровольці вважалися здоровими на підставі їх історії хвороби, фізичного обстеження та спірометричних даних. Оскільки всі суб'єкти піддавалися щорічним перевіркам на здоров'я, включаючи рентгенограми грудної клітки, рентгенівські знімки в грудях не проводилися, щоб уникнути додаткового опромінення.

Спірометрію проводили з використанням каліброваного спірометра згідно з рекомендаціями American Thoracic Society. Реєстрували форсовану життєву ємність (FVC), FEV₁, максимальний потік видиху (MEF) у 50% FVC (MEF₅₀) і MEF у 25% FVC (MEF₂₅). Прогнозовані значення для спірометричних вимірювань були отримані з керівних принципів Японського респіраторного товариства.

Звуки дихання записувалися за допомогою системи VRI_{xp} (Deer Breeze, Ltd., Or-Akiva, Ізраїль) під час глибоких і регулярних вдихів. Дані сигналу були фільтровані смугою пропускання (100-250 Гц), щоб зменшити перешкоди, спричинені рухом стінки грудей і серцевими звуками. Були виготовлені щонайменше три звукових запису легень з кожної теми, і один прийнятний запис VRI з найвищою технічною якістю був обраний для оцінки QLD(кількісних даних легень) з використанням наступних критеріїв: (1) записи не мали зайвих звуків; (2) пацієнт підтримував правильний цикл дихання (3–4 / 12секунди); (3) запис відображає адекватну інтенсивність дихання з найбільш узгодженою дихальною схемою. Для порівняння були записані також вимірювання VRI від 40 здорових чоловіків-добровольців.

Дані повідомляються як середнє значення 6 стандартного відхилення, якщо не вказано інше. Всі аналізи виконували за допомогою програмного

забезпечення SPSS (ver19; IBM, Armonk, NY, USA). Верхній, середній і нижній QLD пацієнтів з ХОЗЛ і здорових осіб порівнювали за допомогою U-тесту Манна-Уїтні. Кореляції між нижчим рівнем QLD / верхнього QLD та спірометричними вимірюваннями оцінювали за допомогою коефіцієнта рангової кореляції Spearman. Р-значення 0,05 вважалося статистично значущим.

У період з квітня 2007 року по березень 2013 року були отримані прийнятні дані запису VRI для 47 хворих на ХОЗЛ. Набрані пацієнти були вільні від респіраторної інфекції та загострення ХОЗЛ принаймні за 4 тижні до записів VRI. Ні радіограми, ні КТ показали центральні обструктивні ураження дихальних шляхів у цих пацієнтів. Дослідження стетоскопа, проведене перед записом звуку дихання, не виявило хрипів для пацієнтів. Демографічні, антропометричні показники та результати тестування функцій легень набраних хворих на ХОЗЛ та здорових курців наведені в таблиці 3.1. Один пацієнт був класифікований як GOLD I,

17 пацієнтів, як GOLD II, 23 пацієнти як GOLD III, і 6 пацієнтів як GOLD IV. У хворих на ХОЗЛ верхній QLD був значно вищим, а нижній QLD був значно нижчим, ніж відповідні значення у здорових чоловіків-курців. В результаті співвідношення нижнього QLD до верхнього QLD (нижній QLD / верхній QLD) у хворих на ХОЗЛ становило приблизно 60% від співвідношення для здорових чоловіків-курців (Таблиця 3.2). Перевірка прийомо-експлуатаційних характеристик (ROC) нижнього QLD / верхнього QLD показала, що використання точки відсічення 2,5 дало 72,3% чутливості, 70% специфічності і 71,3% точності в диференціації хворих на ХОЗЛ та здорових курців (Рис. 3.5). Відповідно до впливу віку на нижчу QLD / верхню QLD у здорових суб'єктів, не було істотної різниці в нижньому QLD / верхньому QLD між молодими суб'єктами (<40 років, n = 24, середній вік; 30.56 ± 5.1 роки; 8.86 ± 7.7 , нижній QLD / верхній QLD, 2.96 ± 1.1) і старшими (> 40 років, n = 16, середній вік; 54.16 ± 14.2 роки; 33.46 ± 19.5 , нижчий QLD / верхній QLD; 3.526 ± 1.33).

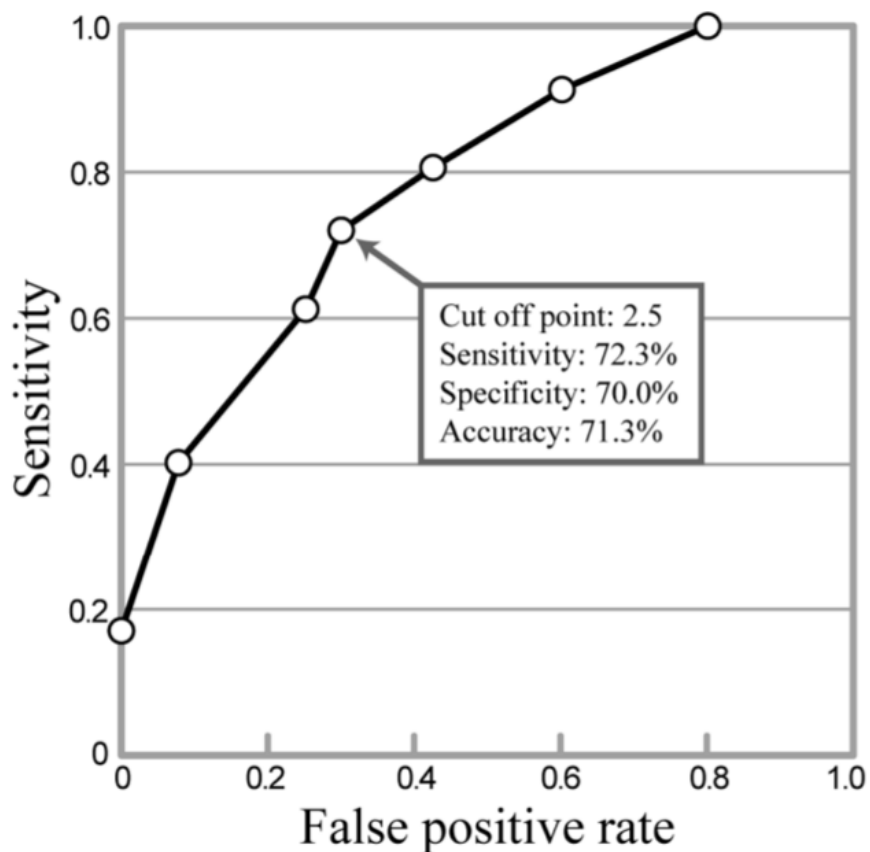


Рисунок 3.5 – Перевірка робочої характеристики приймача (ROC) нижнього QLD / верхнього QLD.

Перевірка ROC нижнього QLD / верхнього QLD показала, що точка відсічення 2,5 давала 72,3% чутливості, 70% специфічності і 71,3% точності в диференціації хворих на ХОЗЛ і здорових курців.

Таблиця – 3.1 Характеристика суб'єктів.

	COPD	Healthy smokers
Subjects	47 (Male)	40 (Male)
Mean age (y)	71.6±6.3***	40.0±15.1
Pack-Years	81.9±36.5***	18.3±18.0
Duration of exposition to smoke (y)	47.1±6.0***	15.8±9.8
BMI	22.6±3.4	23.7±2.4
Pulmonary function tests		
FVC %predicted	88.1±18.2%	104.3±10.2%
FEV ₁ %predicted	48.2±17.2%***	99.1±11.5%
FEV ₁ /FVC (%)	43.7±11.0%***	82.2±4.7%
MEF ₅₀ %predicted	17.3±10.0%***	96.1±27.3%
MEF ₂₅ %predicted	20.4±8.2%***	75.2±22.4%
deltaN ₂ %predicted	556.4±274.4% (n = 32)	
DLco %predicted	37.4±13.6% (n = 32)	
GOLD I	1	
GOLD II	17	
GOLD III	23	
GOLD IV	6	

Визначення скорочень: BMI = індекс маси тіла, FVC = вимушена життєва ємність, FEV₁ = об'єм вимушеного видиху в 1 секунді, MEF₅₀ і MEF₂₅ = максимальний потік видиху при 50% і 25% FVC, deltaN₂ = нахил фази III випробування на вимивання дихального азоту, DLco = загальна ємність дифузії легень на одному диханні.

Таблиця – 3.2 Кількісні дані легень (QLD) у хворих на ХОЗЛ і здорових курців.

	COPD (n = 47)	Healthy smokers (n = 40)
Upper	22.55±6.80%***	15.92±4.18%
Middle	39.75±8.30%	38.15±5.94%
Lower	37.70±10.24%***	45.92±8.02%
Lower QLD/Upper QLD	1.91±0.94***	3.18±1.24

Взаємозв'язок між нижньою QLD / верхньою QLD та обструктивними змінами у вимірюваннях функцій легеневи́х функцій вивчали у пацієнтів з ХОЗЛ та здорових осіб (табл. 3.3). Незважаючи на відсутність достовірних кореляцій між нижньою QLD / верхньою QLD і легеневи́ми функціями у здорових суб'єктів (табл. 3.3), існували значні позитивні кореляції для прогнозованого FEV₁% (% FEV₁), FEV₁ / FVC і прогнозованого MEF₅₀% (% MEF₅₀) Хворі на ХОЗЛ (табл. 3.3). У 32 хворих на ХОЗЛ, для яких були отримані результати випробування з вилученням азоту з одним вдихом і DLco, нижній QLD / верхній QLD показав значну негативну кореляцію з нахилом фази III випробування на вимивання азоту з одним вдихом%), хоча достовірної кореляції між цим коефіцієнтом і DLco% не було передбачено (табл. 3.3.3).

Таблиця 3.3 – Зв'язок між нижньою QLD / верхньою QLD і легеневиими функціональними тестами.

	Lower QLD/Upper QLD			
	Normal (n = 40)	COPD (n = 47)	COPD %LAA <40% (n = 19)	COPD %LAA >40% (n = 20)
FVC %predicted	$\rho = 0.11$ (NS)	$\rho = 0.25$ (NS)	$\rho = 0.27$ (NS)	$\rho = 0.36$ (NS)
FEV ₁ %predicted	$\rho = -0.06$ (NS)	$\rho = 0.45$ ($p < 0.005$)	$\rho = 0.65$ ($p < 0.005$)	$\rho = 0.24$ (NS)
FEV ₁ /FVC	$\rho = -0.03$ (NS)	$\rho = 0.42$ ($p < 0.005$)	$\rho = 0.74$ ($p < 0.001$)	$\rho = -0.21$ (NS)
MEF ₅₀ %predicted	$\rho = -0.07$ (NS)	$\rho = 0.46$ ($p < 0.005$)	$\rho = 0.71$ ($p < 0.001$)	$\rho = 0.19$ (NS)
MEF ₂₅ %predicted	$\rho = -0.13$ (NS)	$\rho = 0.19$ (NS)	$\rho = 0.36$ (NS)	$\rho = 0.07$ (NS)
delta N ₂ %predicted	-	$\rho = -0.52$ ($p < 0.005$, n = 32)	-	-
DLco %predicted	-	$\rho = -0.11$ (NS, n = 32)	-	-

Визначення скорочень: FVC = вимушена життєва ємність, FEV₁ = об'єм вимушеного видиху за 1 секунду, MEF₅₀ і MEF₂₅ = максимальний потік видиху при 50% і 25% FVC, deltaN₂ = нахил фази III випробування на вимивання азоту з одним диханням, DLco = єдина дихальна потужність дихання легені, % LAA = відсоток областей низького ослаблення для всього легені, NS = незначний.

Для оцінки впливу емфізематозних уражень на взаємозв'язок між розподілом звуку легень і обструктивними змінами, було проаналізовано зображення КТ для 39 хворих на ХОЗЛ. Середнє значення для % LAA становило 36,7% (4,3% до 65,2%), і 20 пацієнтів з ХОЗЛ, що домінують при емфіземі (% LAA.40%) і 19 менш емфізематозні пацієнти ХОЗЛ (% LAA, 40%). У менш емфізематозній групі зв'язок між нижньою QLD / верхньою QLD і обструктивними змінами був сильнішим (% FEV₁; $r = 0,65$ [$p, 0,005$], FVC / FEV₁; $r = 0,74$ [$p, 0,001$], % MEF₅₀; $r = 0,71$ [$p, 0,001$]). Однак ці кореляції не спостерігалися в емфіземі-домінуючій групі (табл. 3.3, рис. 3.6).

Вплив емфізематозних уражень на розподіл звуку легень був різним у кожного пацієнта. На рис.3.7 показані результати КТ двох репрезентативних пацієнтів з домінуючою верхньою легенею. Один пацієнт (рис. 3.7А – С) був 80-річним чоловіком з обмеженням потоку повітря GOLD III (прогнозований FEV₁ = 46,6%, прогнозований FVC = 110,1%) і середній % LAA 47,6%. СТ натхнення (рис. 3.7А) показав домінуючу центрилобулярну емфізему верхньої легені (% LAA верхнього поля легень; Право = 58,75%, Left = 59,22% LAA нижнього поля легень: Право = 33,74%, Left = 32,68%). Після закінчення закінчення, нижній об'єм легень мав тенденцію до зниження в більшій мірі, ніж обсяг верхньої легені (рис. 3.7В). У цьому випадку інтенсивність

легеневого звуку була нижчою, домінуючою, а нижня QLD / верхня QLD була схожою з середніми значеннями здорових суб'єктів (рис. 3.7C; верхній QLD = 14,15%, нижній QLD = 44,82%, нижній QLD / верхній QLD = 3,17).

На рис. 3.7D-F показані результати КТ і КЛД у суб'єкта з домінуючою верхньою легенею. Цей суб'єкт був 72-річним чоловіком з обмеженням потоку повітря GOLD II (прогнозований FEV1 = 61,4%, прогнозований FVC = 106,4%) і середній% LAA 44,1%. КТ виявила домінуючу центрилобулярну емфізему верхньої легені (% LAA верхнього поля легень; праворуч = 64,11%, ліворуч = 54,88%, LAA нижнього поля легень: вправо = 35,27%, ліва = 29,42%). Після закінчення видиху, зменшення обсягів верхньої та нижньої лунок було майже однаковим (рис. 3.7E). У цьому випадку нижній QLD / верхній QLD був нижчим, ніж у середньому у пацієнтів з ХОЗЛ (рис. 3.7; верхній QLD = 27,32%, нижній QLD = 40,77%, нижній QLD / верхній QLD = 1,49).

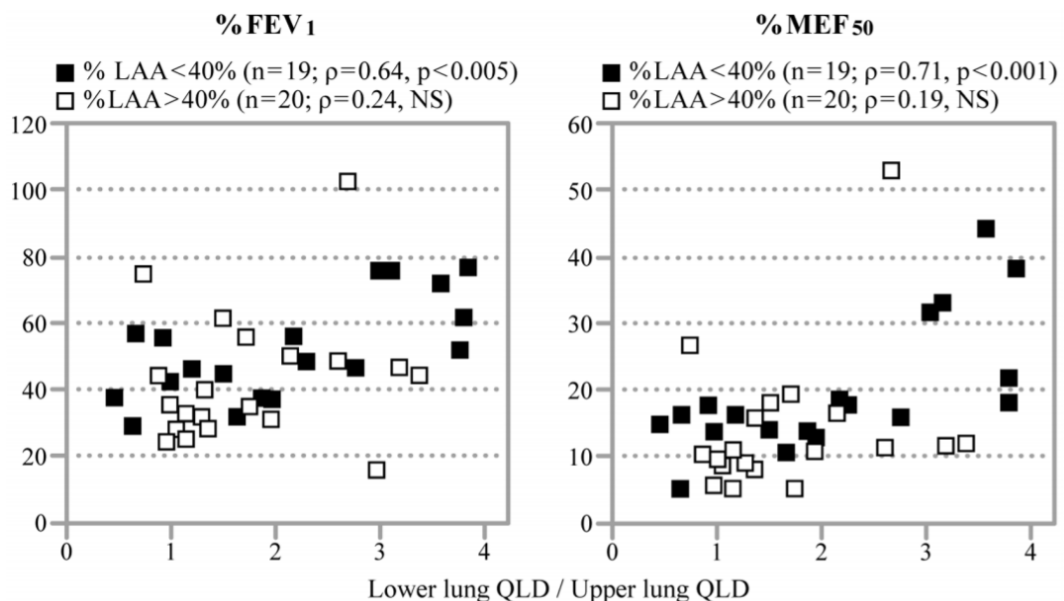


Рисунок 3.6 – Кореляція між PFTs і розподілом звуку легень у пацієнтів з ХОЗЛ та наслідками емфізематозних уражень.

У менш емфізематозній групі (% LAA, 40%, $n = 19$), зв'язок між нижньою QLD / верхньою QLD і обструктивними змінами (% FEV1; $r = 0,64$ [$p, 0,005$], % MEF50; $r = 0,71$ [$p, 0,001$]) були сильніше, ніж у емфіземі домінуючої групи (% LAA .40%, $n = 20$), у яких ці кореляції не спостерігалися.

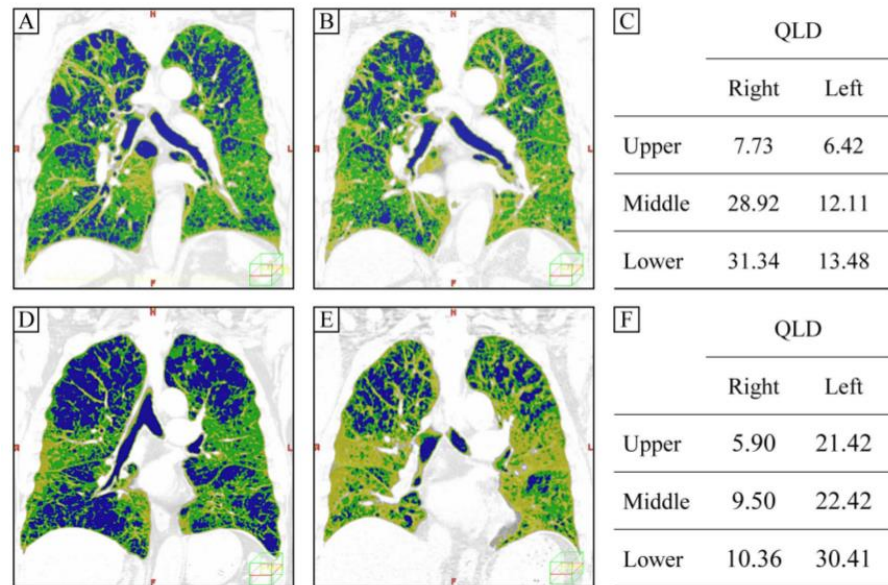


Рисунок 3.7 – Результати розподілу звуку КТ і легень для 2 репрезентативних випадків домінуючої емфіземи верхньої легені.

Рис. 3.7А-С: Цей суб'єкт був 80-річним чоловіком з обмеженням потоку повітря GOLD III і середнім% LAA 47,6%. КТ вдиху показав верхню центрилобулярну емфізему легендомінанта (рис. 3.7А). Після закінчення видиху нижній об'єм легень мав тенденцію зменшуватися більше, ніж об'єм верхньої частини легень (рис. 3.7В). В даному випадку інтенсивність легеневого звуку була нижчою домінуючою, а нижня QLD / верхня QLD була схожою з середнім значенням здорових суб'єктів (рис. 3.7С; нижній QLD / верхній QLD = 3.17). Рис. 3.7D – F: Цей суб'єкт був 72-річним чоловіком з обмеженням повітряного потоку GOLD II і середнім% LAA 44,1%. КТ вдиху показало верхню-легеневу домінуючу центрилобулярну емфізему (рис. 3.7D). Після закінчення закінчення, зменшення обсягів верхньої та нижньої лунок було майже однаковим (рис. 3.7Е). У цьому випадку нижній QLD / верхній QLD був нижчим, ніж середні значення у пацієнтів з ХОЗЛ (рис. 3.7F; нижній QLD / верхній QLD = 1,49).

У цьому дослідженні було виявлено, що нижній QLD / верхній QLD у хворих на ХОЗЛ був значно нижчим, ніж у здорових суб'єктів. Також було виявлено, що у хворих на ХОЗЛ присутні значні кореляційні зв'язки між

обструктивними змінами та домінуючим розподілом легеневої інтенсивності верхньої легені. Ці кореляції, однак, не спостерігалися у емфізематозних пацієнтів, % – ЛАА яких перевищувала 40%. Наскільки нам відомо, це було перше дослідження, яке продемонструвало, що кореляція між розподілом звуку легень і обструктивними змінами легеневої функції значною мірою залежала від наявності емфізематозних уражень [29].

Також кореляційні коефіцієнти використовують для неінвазивного моніторингу обструкції повітряного потоку. Він заснований на принципі, що частка циклу дихання, зайнятого хрипом (T_w / T_{tot} , де T_w – цикл дихання, що займають хрипи; T_{tot} – загальний цикл дихання) у будь-якому суб'єкті, відповідає тяжкості обструкції дихальних шляхів. Звуки легень записувалися постійно з грудної стінки. Звукові сегменти аналізуються на наявність або відсутність хрипів. Частка з хрипу використовується як оцінка T_w / T_{tot} ($Est\ T_w / T_{tot}$). Для хворих з хрипивою залозою виявляється хороша кореляція між $Est\ T_w / T_{tot}$ і форсованим обсягом видиху за одну секунду. Система можна використовувати для оцінки нічної астми, наприклад. Ця методика може виявитися корисною в безперервному, неінвазивному моніторингу хворих на хрипи [30].

3.4 Вейвлет-перетворення

Вейвлет-перетворення – це подання сигналу у вигляді узагальненого ряду чи інтегралу Фур'є по системі базисних функцій, які сконструйовані з материнського (вихідного) вейвлета за рахунок операцій зсуву у часі та змінами часового масштабу. Коефіцієнти ВП можуть бути основою аналізу сигналів і побудови цифрових фільтрів для їх обробки [31].

Також, однією з головних проблем при аналізі звуку легень є втручання серцевих звуків, яке неминуче під час запису звуку легень. Існує методика

адаптивного шумування на основі вейвлет-перетворення для зменшення звуку серця від звуку легень. Фільтр на основі вейвлет-перетворення (WT) показує, що мультирозчинне представлення звукового сигналу легень у домені WT, поєднане з жорстким порогом, може відокремити нестационарну частину вхідного сигналу (звук серця) від стаціонарного (звук легень). Таким чином досліджуються спектральні характеристики звукових сигналів легень до і після фільтрації на основі WT. Фільтрація на основі WT застосовується до звукових сигналів легень, які фіксуються в передньо-правому положенні грудей шести здорових суб'єктів при низьких і середніх швидкостях потоку. R-хвилі одночасно реєстрованих сигналів ЕКГ використовуються для виявлення сегментів легеневого звуку при певних швидкостях потоку з включенням або виключенням серцевих звуків. Спектри потужності фільтрованих сегментів легеневого звуку порівнюють з спектрами потужності вихідних звукових сегментів, включаючи і виключаючи звуки серця, на різних діапазонах частот від 20-2400 Гц. В результаті, фільтрація на основі WT знижує середню потужність легеневого звуку в усьому діапазоні частот. Це призводить до вираженого зміни спектру вихідного сигналу, що представляє інтерес. [32]

Більш детально вейвлет-перетворення та можливості аналізу звуків легень, за допомогою нього, ми розглянемо на прикладі наступної наукової роботи, де даний метод використовується для аналізу звуку кашлю при виявленні пневмонії. [33]

FT дає інформацію про частоту сигналу. Але це не говорить нам, коли з часом ці частотні компоненти існують. Ця інформація не потрібна, коли сигнал стаціонарний. Оскільки наш сигнал тріск є перехідним і нестационарним за природою, FT дає тільки інформацію про те, які частоти присутні в сигналі. Ця інформація буде використана в подальшому аналізі.

Безперервна трансформація вейвлетів (CWT): CWT є альтернативним підходом до STFT, який був розроблений для подолання проблеми вирішення. Метод аналізу аналогічний у вейвлет-аналізі та аналізі STFT.

Методика передбачає, що сигнал множиться з функцією, тобто функцією вейвлета, і перетворення обчислюється окремо для різних сегментів сигналу часової області. Безперервне вейлет-перетворення визначається наступним чином:

$$CWT_x^\psi(T,s) = \psi_x^\psi(T,s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int x(t) \psi^*\left(\frac{t-T}{s}\right) dt. \quad (3.3)$$

Вейлет-перетворення дозволяють час-частотну локалізацію. Вейлет означає малу хвилю. Вейлети, що використовуються в даній роботі, є Morlet, Db3 і Mexican Hat. Зокрема, ці вейлети використовуються тому, що вони мають форму, подібну до тієї, що має сигнал з тріщинами.

Середнє значення визначається шляхом додавання всіх значень у сигнал, а потім ділення на загальну кількість значень. Статистичне середнє значення означає, що воно використовується для виведення центральної тенденції даних.

Дисперсія є очікуванням квадратичного відхилення випадкової величини від її середнього значення, і вона неофіційно вимірює, наскільки далекі значення випадкових чисел від їхнього середнього.

Скошеність – це міра асиметрії розподілу ймовірностей реальної випадкової величини про її середнє значення. Значення асиметрії може бути позитивним або негативним, або навіть невизначеним.

Ексцес є показником пікової частоти, пов'язаної з розподілом вірогідності сегмента або гостротою піку кривої частотного розподілу.

Метод спектральної оцінки потужності полягає в отриманні приблизної оцінки спектральної щільності потужності даного реального випадкового процесу. Метод складається з поділу даних часових рядів на можливі сегменти перекривання, обчислення модифікованої періодограми кожного сегмента, а потім усереднення оцінок PSD. Кожен сегмент має вікно Хеммінга, яке має таку ж довжину, що і сегмент.

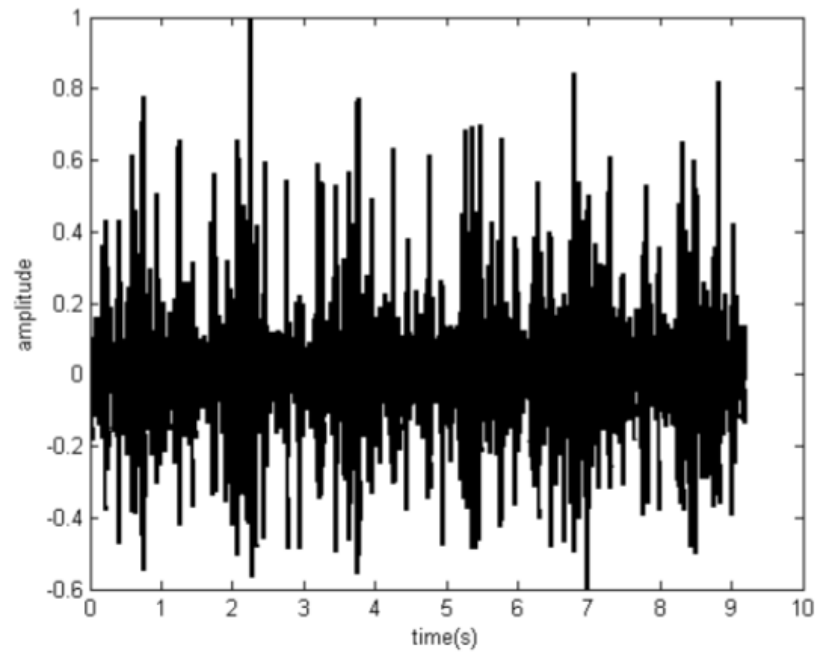


Рисунок – 3.8 Сигнал взятий з онлайн-бази даних

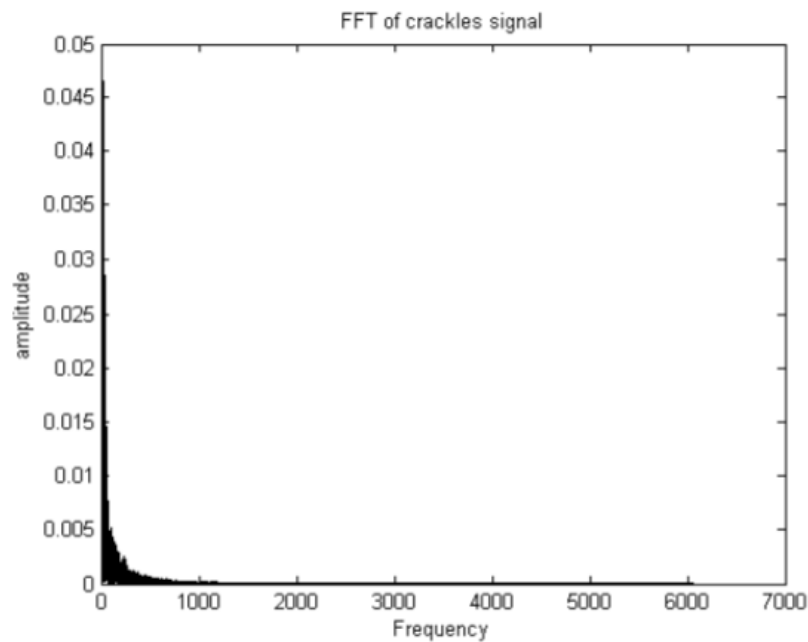


Рисунок – 3.9 Шаблон FFT сигналу потріскувань

Сигнал побудований в Matlab, як показано на рис 3.8. На рис.3.9 показаний графік FFT, який вказує, що ракетний сигнал має частоту менше 1 кГц. Частотний діапазон тріск становить від 150 до 2000 Гц. Безперервне вейвлет-перетворення використовується для розкладання сигналу потріскування. Різні масштаби використовуються з однаковою вейвлет-Morlet так, щоб відокремити кожне потріскування розрізняється, як показано на рис.3.10. Результати є хорошими як за шкалою 32, так і за 64, але остаточна

вибрана шкала становить 32. При масштабі 128 результати не дуже добре розділяють кожне потріскування. Масштаб залежить від частоти змісту сигналу. Результати різних вейвлетів, таких як Db3, Morlet і Mexican Hat, порівнюються, як показано на рис. 3.11. Використовуються вейвлети, оскільки вони мають базову форму, приблизно рівну сигналу потріскування. Потріскування відокремлюються дуже добре від вейвлету Morlet, ніж Db3 і вейвлету Mexican Hat. Отже, для подальшого аналізу використовується вейвлет Morlet.

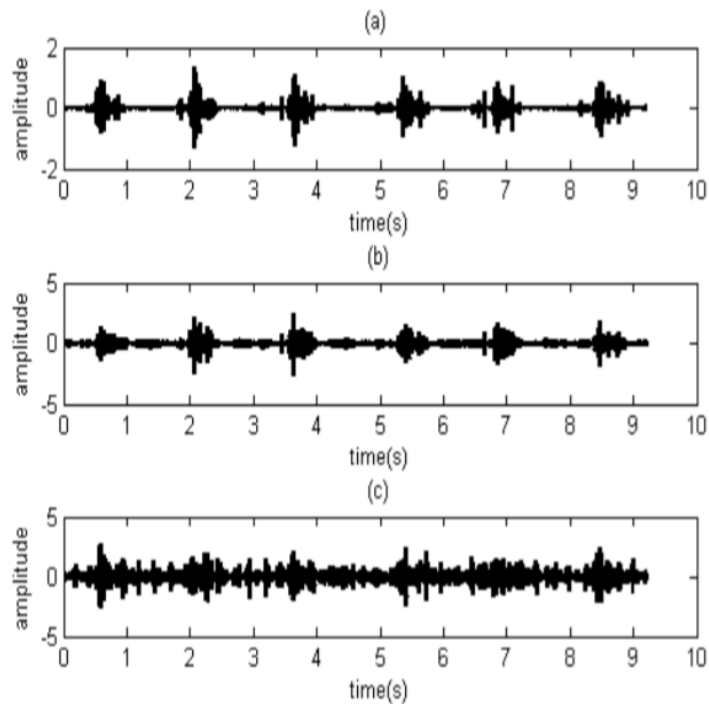


Рисунок 3.10 – Порівняння результатів вейвлет-розкладу вейвлету Morlet та різні шкали (a) 32, (b) 64, (c) 128

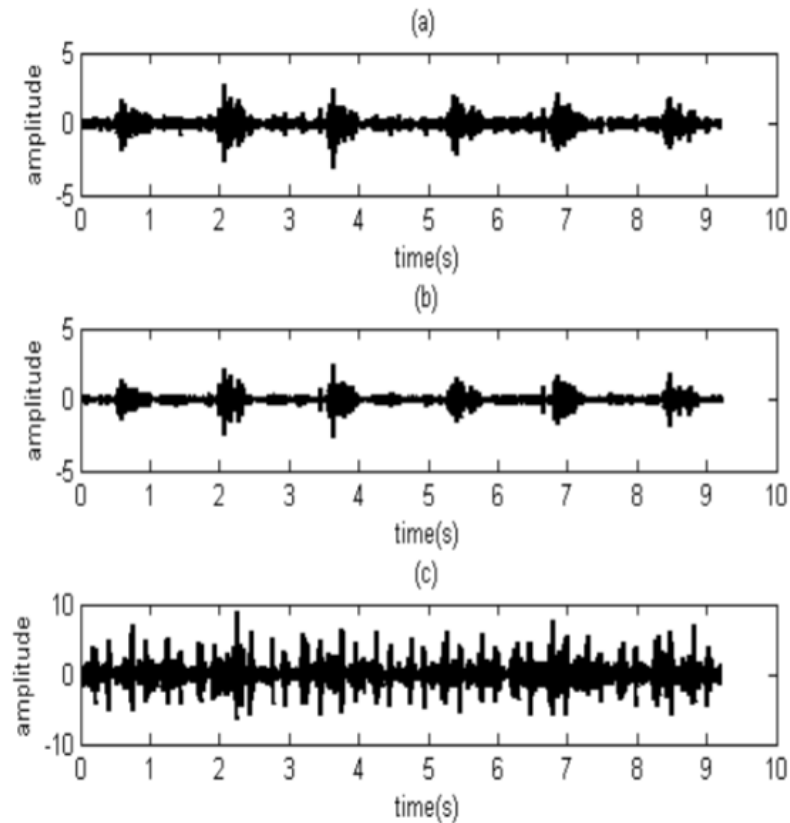


Рисунок 3.11– Порівняння результатів розкладу вейвлетів для (a) Db3, (b) Morlet, (c) вейвлети Mexican Hat у постійній шкалі 64

На рис.3.12 показаний графік залежності фактичного сигналу від кашлю, зареєстрованого у пацієнта з пневмонією у віці двох з половиною років. Сигнал триває близько 8 секунд. Частота дискретизації становить 18100 Гц. Сигнал ділиться на різні сегменти, кожен тривалістю 400 мс. Тривалість сегмента така, що вона буде містити потріскування. Чотири сегменти, виділені з сигналу, і їх відповідні FFT є такими, як показано на рис.3.13. Вейвлет розкладання кожного сегмента виконується з використанням вейвлету і шкали Morlet, як показано на рис.4.14. В залежності від коефіцієнтів CWT проводиться подальший аналіз. Знову ж таки, FFT коефіцієнтів CWT приймається для підтвердження частотного діапазону сигналу потріскування, як показано на рис.3.15. Рис.3.15 фактично є фільтрованою версією рис.3.13.

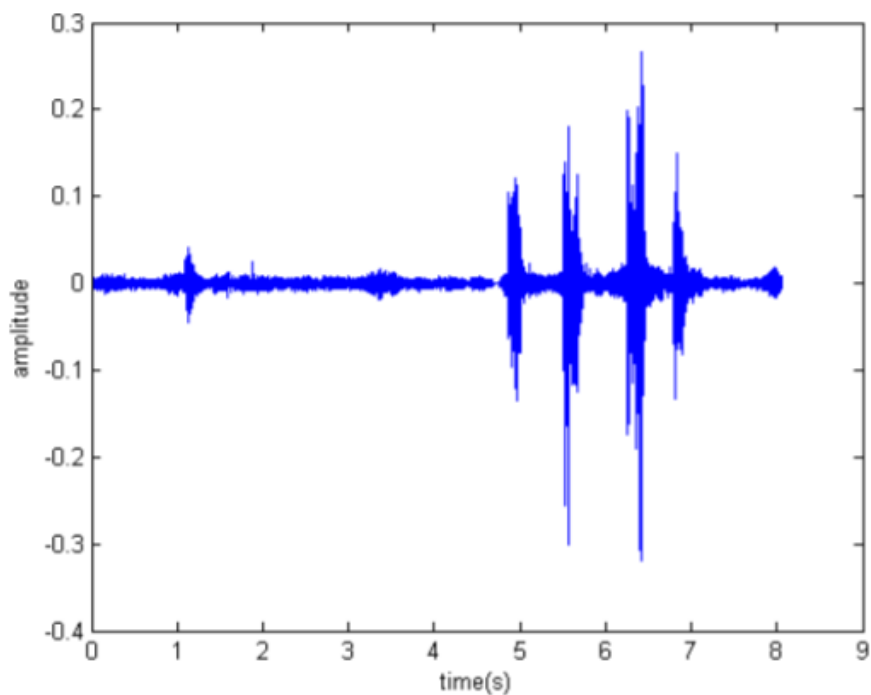


Рисунок – 3.12 Оригінал сигналу

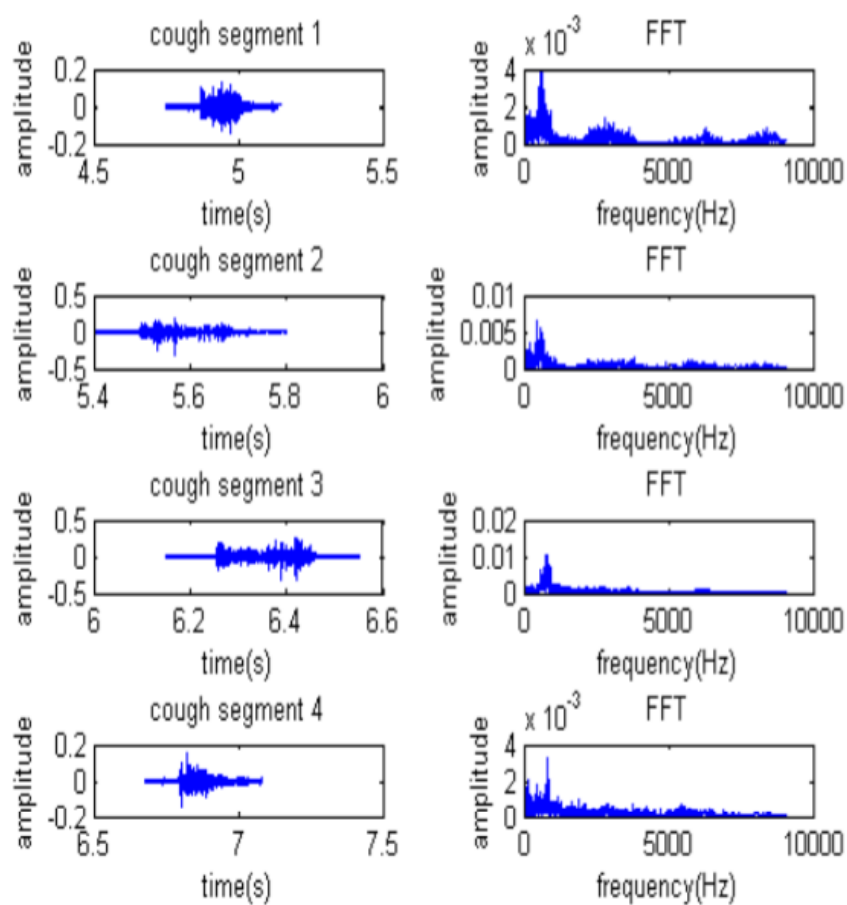


Рисунок – 3.13 Сегменти сигналу і їх FFT

Середнє значення, дисперсія, асиметрія і ексцес кожного сегмента обчислюється перед розкладанням CWT і після розкладання CWT. Ці значення не визначали порогового значення. Отже, подальший аналіз сигналу проводиться з використанням PSD. PSD застосовується до початкових сегментів кашлю, а також до коефіцієнтів CWT, результати коефіцієнтів CWT кращі, ніж вихідні сегменти кашлю. Для PSD використовується метод Уелча, оскільки невеликі сегменти вибірки беруться з деяким перекриттям. Асиметричність і ексцес, розраховані після PSD коефіцієнтів CWT, дають необхідні порогові значення. Після аналізу сигналу буде застосовано поріг для поділу сигналу на пневмонію або непневмонію.

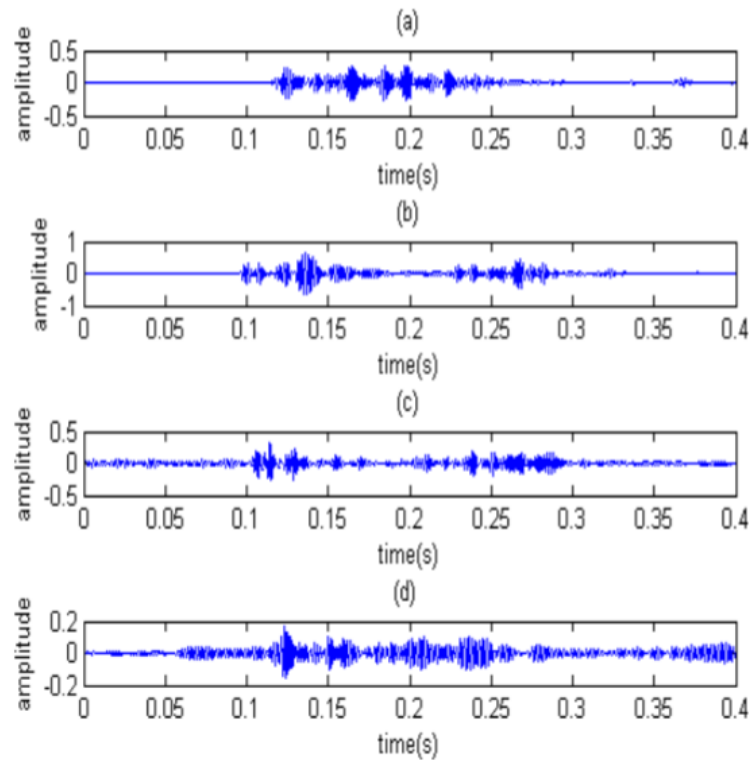


Рисунок 3.14 – CWT сегментів сигналу з вейвлетом Morlet і шкали 32 (a) сегмент 1 CWT (b) сегмент 2 CWT (c) сегмент 3 CWT (d) сегмент 4 CWT

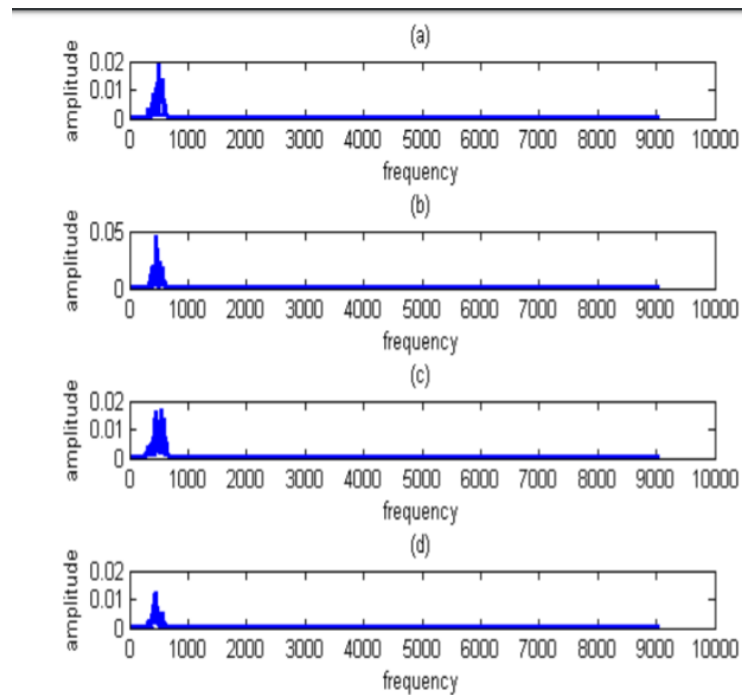


Рисунок 3.15 – FFT коефіцієнтів CWT різних сегментів (a) Сегмент 1 FFT (b) Сегмент 2 FFT (c) Сегмент 3 FFT (d) Сегмент 4 FFT

Проведено аналіз 22 сигналів (17 пневмоній і 5 непневмоній). Значення асиметрії і ексцесу для цих сигналів наведені в таблиці 3.4. Це значення, розраховані після обчислення PSD коефіцієнтів CWT для різних сегментів кашлю. Статистичні параметри виявляються для початкових сегментів кашлю безпосередньо, потім після PSD вихідних сегментів кашлю. Статистичні параметри виявляються також для коефіцієнтів CWT, але не досягнуто задовільних результатів. Остаточні порогові значення асиметрії та ексцесу виявляються після застосування PSD до коефіцієнтів CWT і з використанням методу Велча, як показано у таблиці 3.4. У таблиці 3.4 сигнали 16, 21 і 22 визначають граничні значення для нормального непневмонічного кашлю. Значення асиметрії 7 або нижче 7 і значення ексцесу 54,5 або нижче, що визначають кашель як непневмонію (нормальний кашель) і вище цих значень, є кашель пневмонії. Метод не є 100% точним, отже, деякі таблиці виключення спостерігаються в таблиці 3.4, тобто сигнали 18 і 20. Але, аналізуючи все більше і більше сигналів, результати можуть бути перевірені і точність може бути збільшена.

Таблиця 3.4 – Розрахунки скосу і ексцесів для коефіцієнтів CWT з використанням методу Велча

signals	duration(ms)	skewness of CWT coefficients after welch				kurtosis of CWT coefficients after welch			
		seg1	seg2	seg3	seg4	seg1	seg2	seg3	seg4
1	400	10.5498	12.7003	8.2831	12.1423	131.7826	194.7924	78.3144	177.7787
2	450	8.2901	7.8147	11.375	12.0908	78.5077	69.0625	145.2774	189.6804
3	400	9.4715	15.8684	13.4358	8.5896	98.3622	279.1581	223.2241	87.5708
4	400	12.0849	8.2806	-	-	173.3441	79.5031	-	-
5	400	9.167	9.4756	8.4567	9.7759	101.8957	111.9924	86.5185	126.8551
6	450	8.3069	16.7201	9.5934	8.8457	83.643	342.3302	116.4661	88.3114
7	400	11.7595	14.4441	9.3099	9.2438	161.5334	239.574	100.1725	93.0101
8	400	7.5724	11.3998	5.7067	12.1659	72.271	160.8831	36.7678	176.4303
9	450	9.2019	7.0907	9.3423	12.853	111.6111	58.7302	98.5812	196.1772
10	400	11.9166	9.2745	16.6222	-	157.0132	96.9417	307.1567	-
11	400	9.1122	15.7238	17.2999	11.435	90.1605	271.4477	333.4967	143.1348
12	400	10.2859	12.066	7.4653	8.4584	126.3285	170.9226	64.9354	88.8029
13	450	12.3751	9.8106	12.282	15.7436	185.4567	117.9591	183.2582	278.471
14	400	12.5143	14.9706	8.2064	-	173.8505	255.9524	81.0488	-
15	400	16.755	8.1724	7.3648	8.3301	322.7121	74.4101	61.4532	76.8543
16 NC	450	6.1541	6.9537	-	-	44.0359	54.4252	-	-
17	450	9.7833	7.5186	15.0328	-	110.9906	64.3924	249.9585	-
18 NC	400	9.61725	-	-	-	114.789	-	-	-
19	400	7.015	12.6384	8.2864	-	59.2977	195.4245	77.8791	-
20 NC	450	9.523	13.0111	10.4252	11.0504	104.7598	190.4039	134.5048	141.8971
21 NC	400	5.7126	6.7078	-	-	36.7839	49.7187	-	-
22 NC	450	6.1942	5.9497	6.6303	-	48.8655	53.2262	46.5518	-

Отже у наведеній статі аналіз сигналу потрiскування проводиться за допомогою вейвлет-перетворення. Сигнал трiщин має частоту менше 1000 Гц. Після вейвлет-розкладу з використанням різних масштабів і різних вейвлетів, масштаб 32 і вейвлет Morlet завершується для подальшого аналізу сигналу. Для сигналу кашлю пневмонії виявляються різні сегменти кожен тривалістю 400/450 мс, які будуть мати ймовірність потрiскування в ньому. Вейвлет-аналіз цих сегментів, використовуючи вейвлет і шкалу 32 Морле, дає гарне розділення потрiскувань. Розраховано статистичні параметри вихідних сегментів кашлю та коефіцієнтів CWT. Також після застосування PSD до вихідних сегментів кашлю і CWT коефіцієнтів. Результати кращі після застосування PSD до коефіцієнтів CWT, а потім розрахунку статистичних параметрів. Порогові значення асиметрії та куртозів ділять сигнал на пневмонію та непневмонію. [33]

Також, для більш точного аналізу потрiскувань під час кашлю може виникнути необхідність розрізнення потрiскувань, нормального звуку та звуків легень хрипів. Існує подібна система класифікації, яку можна створити також на основі вейвлетів. У запропонованій системі використовується раціональне розширення вейвлет-перетворення, чий Q-фактори можна

налаштувати. Ці Q-фактор вейвлети можуть вмістити сигнал інтересу. Результати показують, що завдяки використанню високих Q-коефіцієнтів, вищої середньої точності, тріщин, хрипів та нормальних показників класифікації сигналу, запропонована система дає точність 95% для потріскувань, 97% для хрипів, 93,50% для нормального і 95,17% для загального типу звукового сигналу з використанням підмножини енергетичних ознак і запропонований підхід перевершує традиційний низькочастотний вейвлет-аналіз. [34]

3.5 Кепстральний аналіз

Розглянемо можливість застосування кепстрального аналізу до звуків дихання на прикладі однієї з наукових статей [35]. В цій роботі описують типовий випадок і фокусуються на взаємозв'язку між легеневої багатовіконної вібрацією і часом затримки. З точки зору цифрової обробки сигналів, кепстр аналізує характеристики випадку. Результати показують, що звуковий сигнал легень має безліч накладених компонентів. Різні композиції мають свої особливі часові цикли. У той же час нормальний і ненормальний звуки легень показують відповідні зміни в частотному спектрі, хвильовій формі часової області, циклі сигналів і часу затримки. Кількість численних джерел звуку і час затримки містять багату інформацію про справу і відображають фізичні характеристики захворювань легень.

Кепстральний аналіз вперше описаний Богертом, Хілі та Т'юкі 1963 р. як метод пошуку часу приходу відлуння в композитний сигнал. Ці автори швидко показали, що ефект відкладеного відлуння проявиться як пульсація в спектрі логарифму. "Частота" цієї пульсації легко визначається шляхом розрахунку спектра логарифма, в якому ця "частота" з'явиться як пік. Одиниці "частоти" цієї пульсації в логарифмі спектра знаходяться в одиницях часу.

Зазвичай кепстр використовується для визначення часу приходу фундаментального вейвлету та його ехо-сигналів та їх відносних амплітуд.

Послідовність перетворення кепстру є фактично перетворенням ряду Фур'є, який бере логарифм і обернену операцію перетворення Фур'є. Результатом є складний спектр. Ключовий крок перетворення кепстру відбувається при ігноруванні фазової інформації. Процес складного спектру обчислюється як:

$$\hat{X}(n) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \ln[X(e^{j\omega})] e^{j\omega n} d\omega, \quad (3.4)$$

де $X(e^{j\omega})$ і $\hat{X}(n)$ – послідовності Перетворення Фур'є;

$x(n)$ – комплексний спектр.

Реальний розрахунок кепстра виглядає так:

$$y(n) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \ln|X(e^{j\omega})| e^{j\omega n} d\omega, \quad (3.5)$$

де $y(n)$ є – кепстральна послідовність.

Вважатимемо, що крок легеневого звуку це $s(t)$. Є два інших джерела звуку $s(t - \tau_1)$ і $s(t - \tau_2)$ з затримкою часу τ_1 і τ_2 та амплітудою сигналу α_1 і α_2 .

Накладений сигнал, отриманий стетоскопом $x(t)$:

$$x(t) = s(t) + \alpha_1 * s(t - \tau_1) + \alpha_2 * s(t - \tau_2). \quad (3.6)$$

Спектральна щільність потужності $x(t)$ рахується як:

$$|X(f)|^2 = |S(f)|^2 * [1 + \alpha_1^2 + \alpha_2^2 + 2\alpha_1 * \cos(2\pi f * \tau_1) + 2\alpha_2 * \cos(2\pi f * \tau_2) + 2\alpha_1\alpha_2 * \cos(2\pi f * (\tau_1 - \tau_2))]. \quad (3.7)$$

Потім приймаємо логарифм перетворення потужності $|X(f)|^2$ спектру Фур'є як:

$$C(f) = \log|S(f)|^2 + \log[1 + \alpha_1^2 + \alpha_2^2 + 2\alpha_1 * \cos(2\pi f * \tau_1) + 2\alpha_2 * \cos(2\pi f * \tau_2) + 2\alpha_1\alpha_2 * \cos(2\pi f * (\tau_1 - \tau_2))]. \quad (3.8)$$

$C(f)$ розглядається як трансформація сигналу, який містить інші джерела звуку. У τ_1 та τ_2 затримки джерела звуку, якщо вони виникають можна спостерігати піки, що представляють інші джерела звуку. Подальше перетворення попереднього рівняння показує, що кепстр розраховується наступним чином:

$$r(n) = \frac{1}{2} \int_{-1/2}^{1/2} C(f) * e^{j\omega f} df. \quad (3.9)$$

У наші дні системи вимірювання на базі ПК широко використовуються в науково-дослідній галузі злиття. У цій роботі вся система базується на картці збору даних NI 6221 USB (DAQ), яка використовується для запису та збереження зразків даних пацієнтів відповідно. Зручне для користувача програмне забезпечення Lab VIEW пропонує великий ступінь свободи.

Карта збору даних працює в диференціальному режимі. У генеральному варіанті система диференціального вимірювання є кращою, оскільки вона відкидає не тільки індуковане наземну петлю, але й певний ступінь шуму, що надходить у навколишнє середовище. Під час експерименту використовувався професійний кристалічний п'єзотімерний плівко-контактний мікрофонний датчик як передній кінець системи збору даних. Датчик інтегрований з аналоговими фільтрами для подальшого зменшення шуму і серцевих сигналів, так що сигнал легень залишається максимально. Було зібрано дані з типових випадків, використовуючи частоту дискретизації 22 кГц. Згідно з теоремою

Найквіста, було записано точну інформацію про вібрацію легень під час дихання, частотою нижче 11 кГц. Суб'єкти сиділи в тихому середовищі під час запису. Звуки легень реєстрували у 4 пацієнтів з використанням п'єзоелектричного датчика, розташованого на задній грудній стінці. Звуки легень від кожного суб'єкта записували п'ять разів з приблизно 3-хвилинною перервою між записами. Суб'єктам було доручено підтримувати постійну частоту дихання 20 вдихів в хвилину, тоді як середній потік вдиху регулювався від 0,4 до 1,5 л / с. Кожен запис тривав 10 секунд (приблизно два-три дихальних циклу). Акустичні сигнали зберігалися в системі цифровим способом для подальшого аналізу та аналізу. [35]

Стридор – свистоподібне шумне дихання, обумовлене турбулентним повітряним потоком в дихальних шляхах. Являється основним симптомом значної лікарської ін'єкції гортані або трахеї, яка може бути обумовлена попаданням в їх проникнення інородного тіла. [36]

Оригінальний звуковий сигнал легень відображається на рис. 3.16-3.19. Зрозуміло, що під час перебігу дихання відбуваються періодичні імпульси. Вони показують тільки пік амплітуди сигналу і дихального циклу.

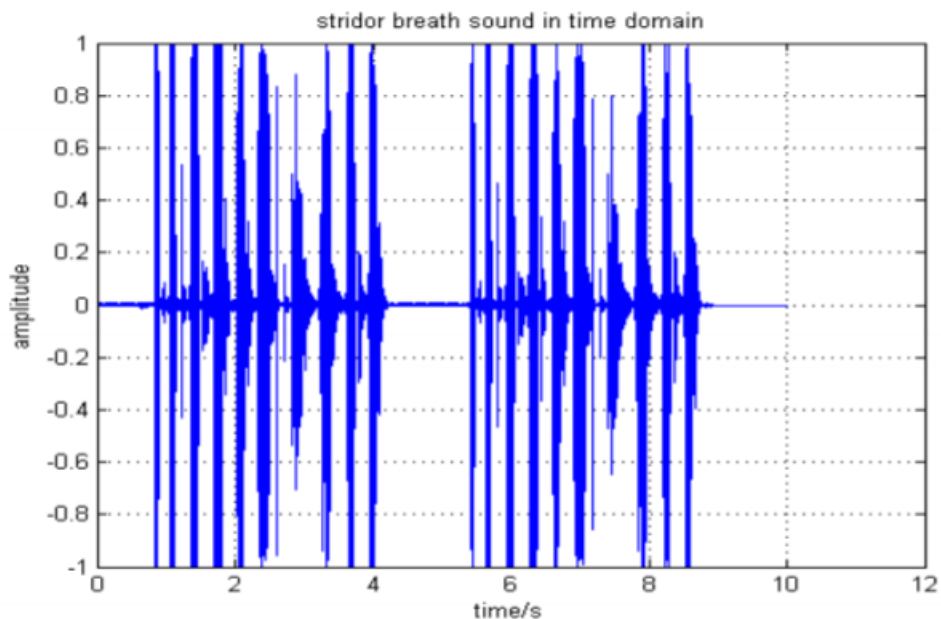


Рисунок 3.16 – Звук стридорного дихання у часовій області

На рис. 3.16 показано, що у пацієнта з звуком стридора дихання має 2 дихальних циклу з 10 секундами. Легені вібрують приблизно 10 разів у кожному циклі. Піки переважно розподіляються в діапазоні від 0,8 до 1, але в кінці дихання з'являється пік з меншою енергією.

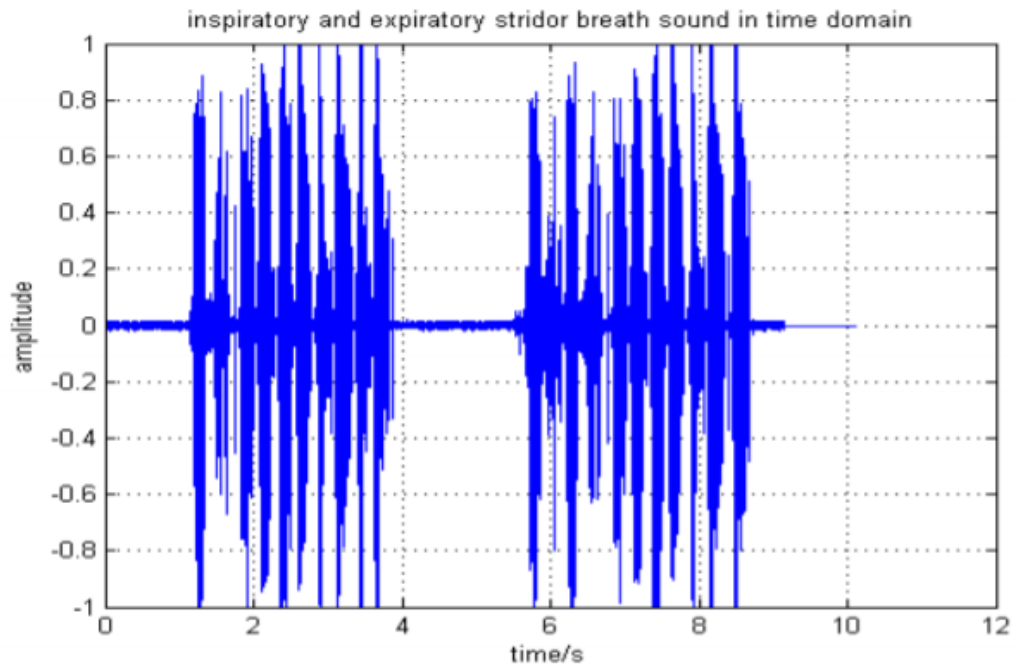


Рисунок 3.17 – Звук дихання на вдиху та видиху у часовій області

На рис. 3.17 показано, що у пацієнта з дихальним і експіраторним стридорним диханням звук має 2 дихальних цикла по 10 секунд. Легені вібрують приблизно 11 разів у кожному циклі. Піки розподіляються в діапазоні між 0,4 В і 1 В. Значення піків змінюється в значній мірі.

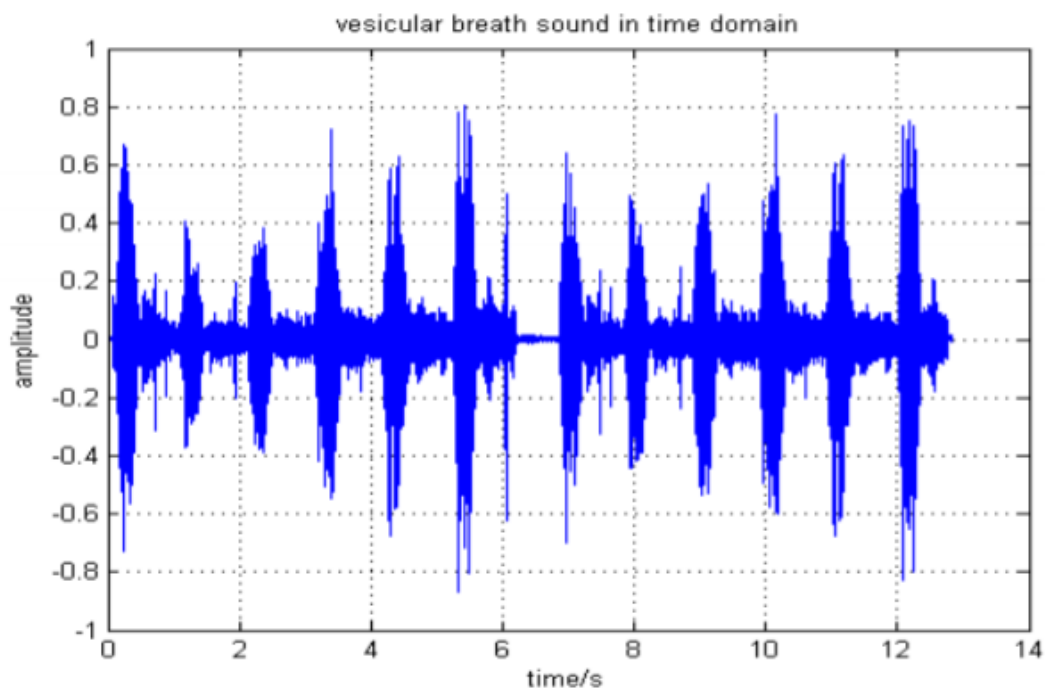


Рисунок 3.18 – Звук везикулярного дихання у часовій області

Рис. 3.18 показує, що у хворого з звуком везикулярного дихання є 2 дихальних цикла по 10 секунд. Легені вібрують приблизно 6 разів під час кожного циклу. Як показано на рис. 3.18, він має чіткі піки на відміну від інших звуків.

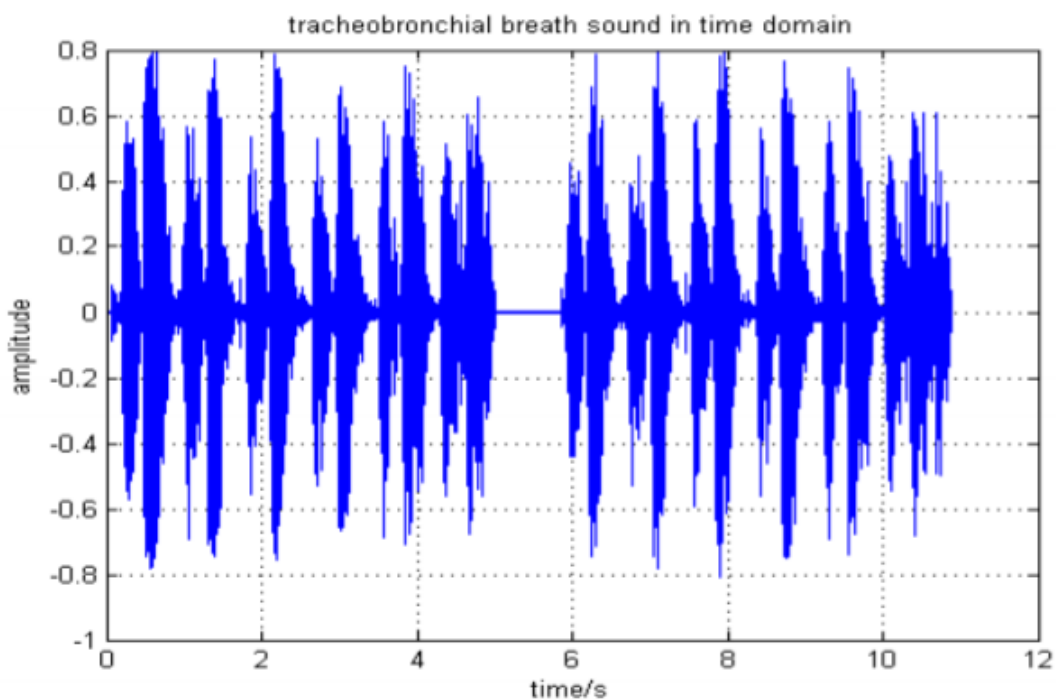


Рисунок 3.19 – Звук везикулярного дихання у часовій області

Рис. 3.19 показує, що у хворого з звуком везикулярного дихання є 2 дихальних цикла по 10 секунд. Легені вібрують приблизно 6 разів під час кожного циклу. Кожна вібрація має два піки. Перший пік має менше енергії, а останній більше, ніж перший.

Трансформація трахеальних звуків дихання, везикулярних звуків дихання, вдиху та експіраторного стридору, а також стридора з використанням перетворення Фур'є кожні 0,5 секунди показана на рис. 3.20-3.23.

Рис. 3.20 висвітлює, що звук стридора дихання має широкий діапазон частот від 100 Гц кб кГц. І Положення піків з'являється близько $2,5 \pm 0,3$ кГц.

Рис. 3.21 висвітлює, що звук вдиху та видиху дихання має широкий діапазон частот від 0 Гц до 500 Гц.

Рис. 3.22 висвітлює, що везикулярний звук має широку смугу в діапазоні від 100 Гц 3 кГц. І положення піків з'являється приблизно в межах $1,5 \pm 0,3$ кГц.

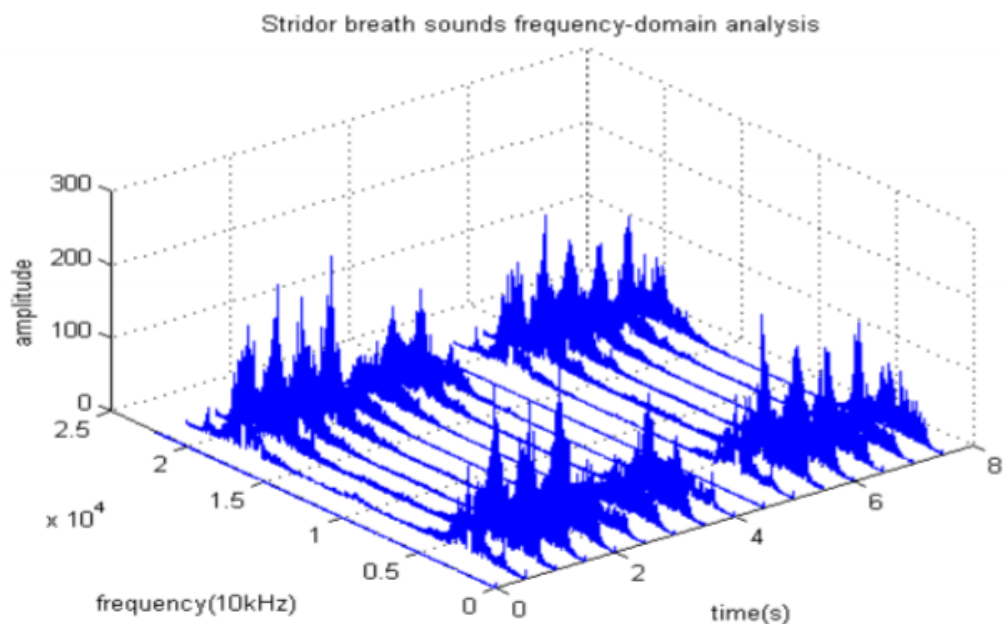


Рисунок 3.20 – Спектр стридора

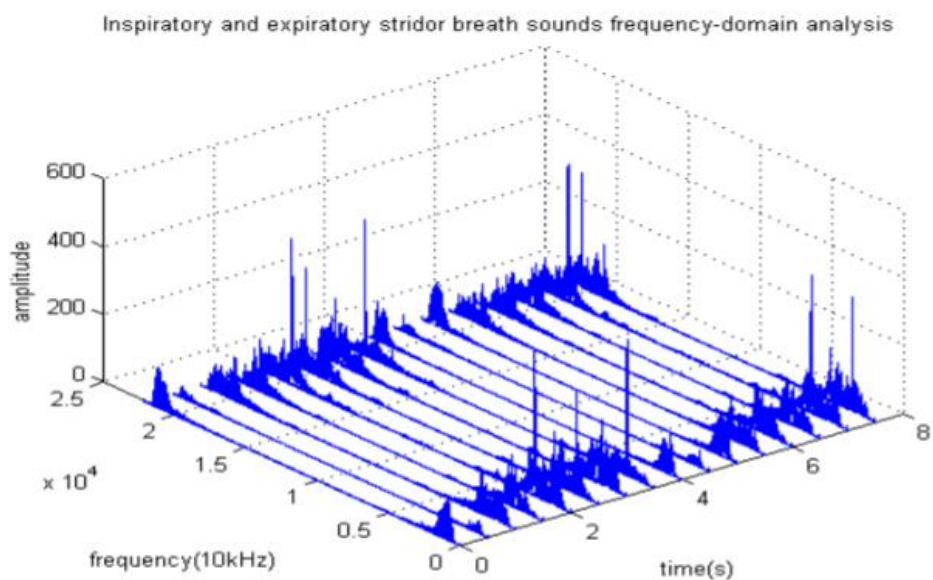


Рисунок 3.21 – Спектр вдиху і видиху стридора

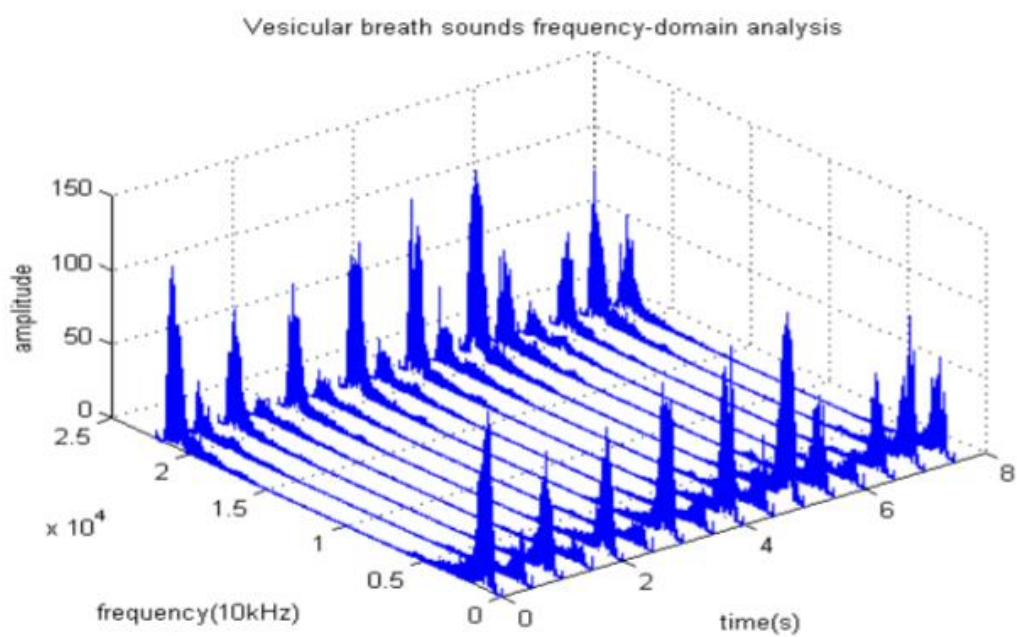


Рисунок 3.22 – Спектр звуку везикулярного дихання

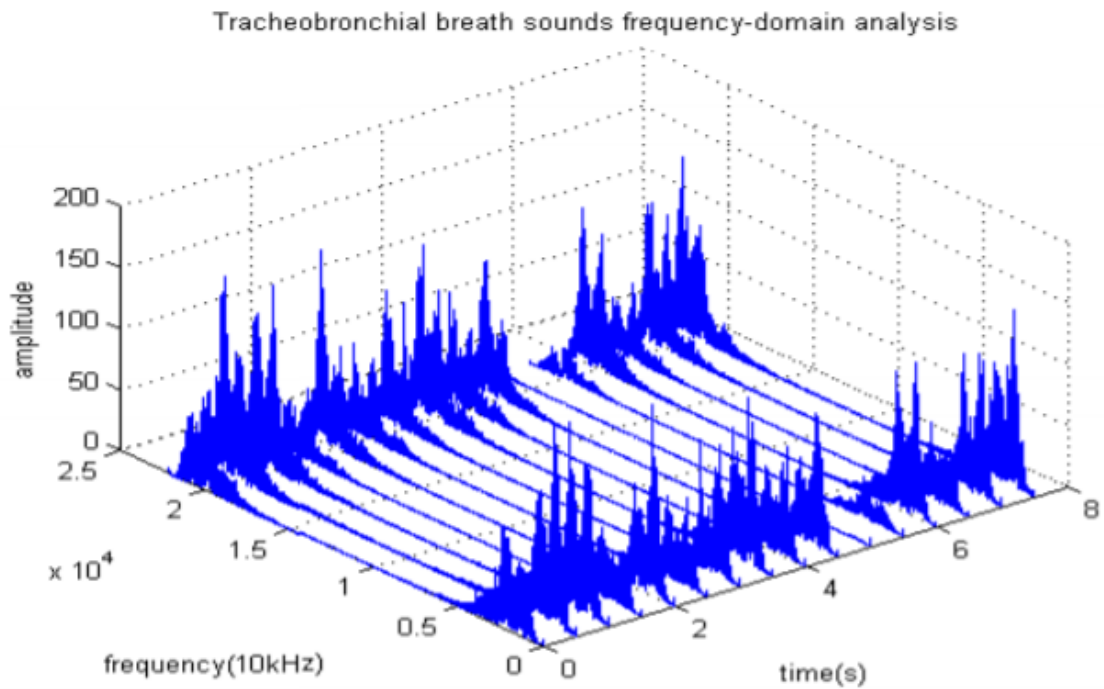


Рисунок 3.23 – Спектр трахеобронхіального дихання

Рис. 3.23 висвітлює, що трахеобронхіальний звук має широку смугу в діапазоні від 100 Гц до 4 кГц. А положення піків з'являються приблизно на $2 \pm 0,2$ кГц і $3 \pm 0,2$ кГц відповідно.

Ми можемо чітко виявити подібні звуки легень, коли застосовується кепстральний аналіз. У тому ж респіраторному циклі різні звукові джерела вібрують в інтервалі протягом обмеженого часу. Пізоелектричний датчик отримує багатоканальні подібні хвилі, які відрізняються за часом затримки. Кепстр здатний проаналізувати кількість джерел звуку і точно розрахувати часовий інтервал джерел звуку. Згідно з теорією перетворення кепсту, крива кепстру б також показує пік, коли легеневі шуми містять й інше джерело звуку. Розташування відповідає часу затримки. Як зазначається, техніка домену кепстру перевершує інші методики з точки зору виявлення джерел звуку. Результати аналізу даних наведені на рис. Рис. 3.24 - Рис. 3.27

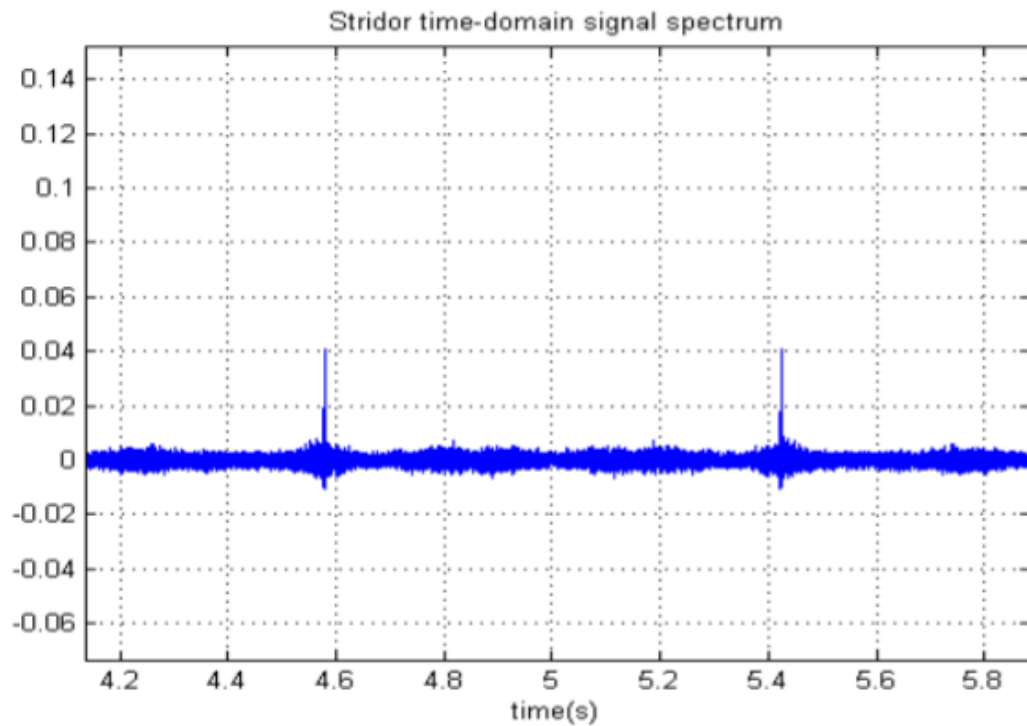


Рисунок 3.24 – Кепстр стридора

Рис. 3.24 показує, що звук стридору має 3 джерела звуку. За амплітудою останні два джерела звуку мають однакову енергію. Вони мають інтервали часу $\tau_1 \approx 4.6\text{с}$ і $\tau_2 \approx 5.4\text{с}$ з першим джерелом звуку відповідно.

Рис. 3.25 показує, що звук стридору має 3 джерела звуку. За амплітудою останні два джерела звуку мають однакову енергію. Вони мають інтервали часу $\tau_1 \approx 4.75\text{с}$ і $\tau_2 \approx 5.02\text{с}$ з першим джерелом звуку відповідно.

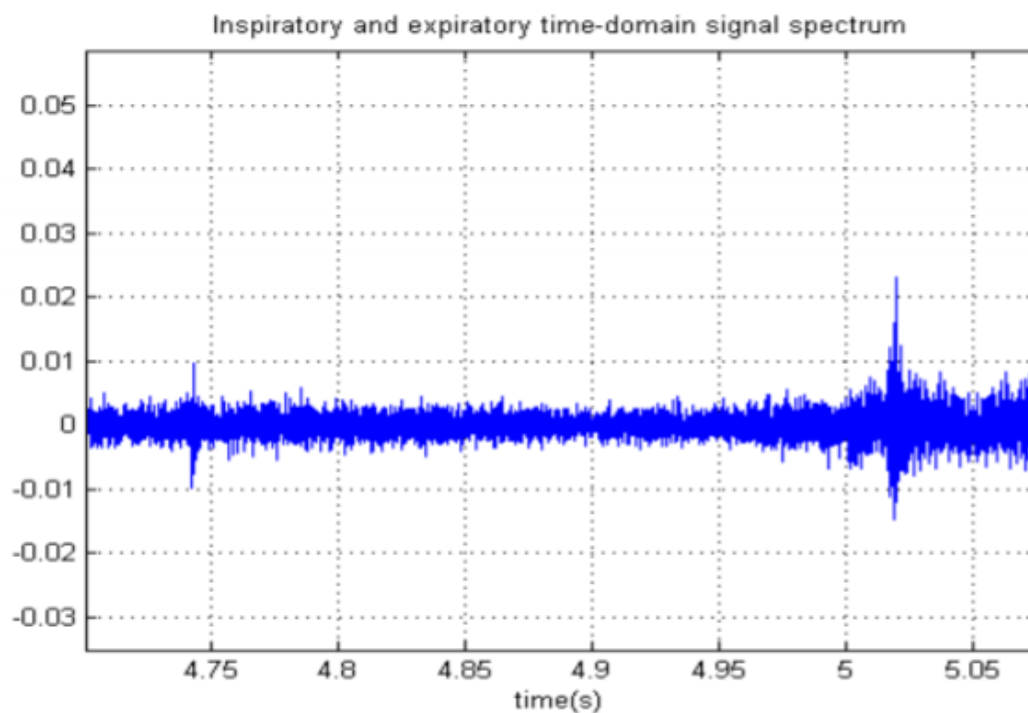


Рисунок 3.25 – Кепстр вдиху і видиху стридора

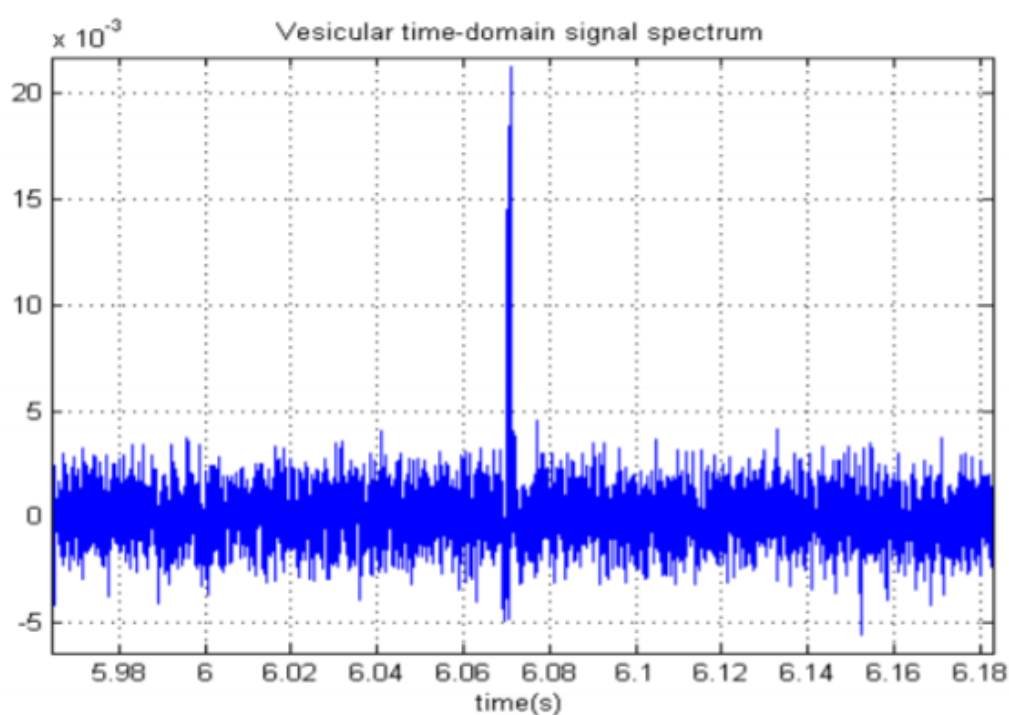


Рисунок 3.26 – Кепстр звуку везикулярного дихання

Рис. 3.26 показує, що звук стридору має 2 джерела звуку. Останнє джерело звуку з інтервалом часу $\tau_1 \approx 6.07\text{s}$ з першим джерелом звуку.

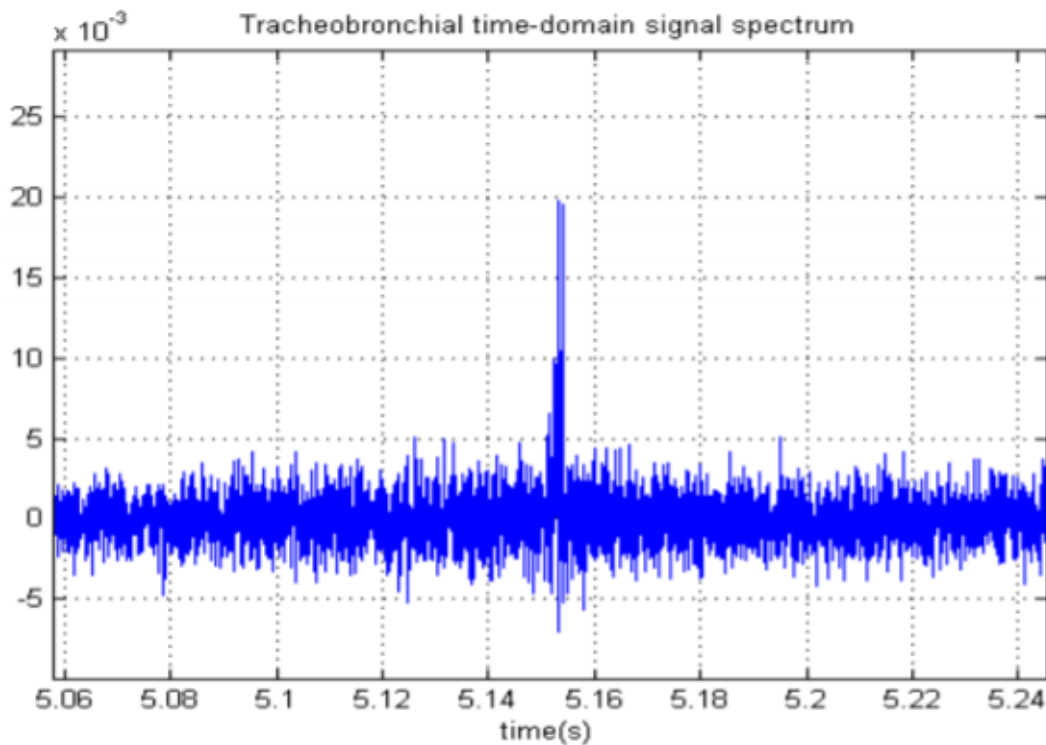


Рисунок 3.27 – Кепстр звуку трахеобронхіального дихання

Рис. 3.27 показує, що звук стридору має 2 джерела звуку. Останнє джерело звуку з інтервалом часу $\tau_1 \approx 5.15\text{с}$ з першим джерелом звуку.

Отримані дані аналізували в автономному режимі. Введено перетворення Фур'є та кепстральний аналіз для обробки даних, обидва з яких відображають характеристики хвороби з різних точок зору. Перетворення Фур'є звертає увагу на частотні характеристики, підкреслюючи розподіл енергії легеневих звуків. Хоча кепстральний аналіз зосереджується на виявленні кількості джерел і часу затримки кожного. Результати показують, що звуки вдиху та видиху виникають переважно в низькочастотній частині спектру і мають меншу енергію. Інспіраторний стридор є поширеним явищем. Звук везикулярного дихання належить до вузькосмугового сигналу, енергія якого розподіляється в піку близько 1,5 кГц. Звуки везикулярного дихання фактично виробляються повітрям, що протікає через бронхи і бронхіоли. Але вони мають інший характер (низька інтенсивність, низький крок, фаза видиху тривалістю 1/3 вдиху без розриву між видихом і вдихом) від бронхіальних звуків дихання (висока інтенсивність, високий крок, фаза видиху, що триває стільки, скільки натхнення). чути над трахеєю. Шумоподібні дихальні звуки з

найбільш широкосмисловою частотою і енергією зосереджені в околі 2,5 кГц. Це звук високого хрипу, що виникає в результаті турбулентного повітряного потоку у верхніх дихальних шляхах. Це також фізичний ознака, що виробляється вузьким або перешкодженим трактом дихальних шляхів. Кепстральний аналіз має здатність ефективно виявляти подібні багатопотокові сигнали, точно обчислюючи часовий інтервал джерела. [35]

Окрім виявлення стридору виникає необхідність розрізняти нормальну (без будь-якого патологічного стану) патологію обструкції дихальних шляхів і паренхіматозну патологію, використовуючи респіраторні звукові записи. Для реалізації подібних задач існує спосіб, що використовує мельчастотні кепстральні коефіцієнти (MFCC) як ознаки, витягнуті з дихальних звуків. Витягнуті ознаки розрізняють за допомогою векторного класифікатора підтримки (SVM). Проаналізовано працездатність класифікатора за допомогою методики матриці заміщення. За запропонованим способом повідомлялося про середню точність класифікації 90,77%. Аналіз продуктивності класифікатора SVM з використанням матриці плутанини виявив, що нормальна, обструкція дихальних шляхів і паренхіматозна патологія класифіковані відповідно до 94,11%, 92,31% та 88,00% відповідно. Аналіз показує, що запропонований метод показує перспективний результат у розрізі нормальної, обструкції дихальних шляхів та паренхіматозної патології. [37]

Існують й інші методи за допомогою яких, з використанням різних функцій кепстрального аналізу, можна розпізнавати деякі типи звуків легень: нормальний, хрип та тріск. Для швидкої та ефективної класифікації пропонується набір ознак, обчислений з статистичних властивостей кепстральних коефіцієнтів. Експеримент проводиться при використанні штучної нейронної мережі (ANN) як класифікатора. Результати показують, що статистичні характеристики, витягнуті з ме-частотних кепстральних коефіцієнтів (MFCCs) легневих звуків, перевершують зазвичай використовувані вейвлет-функції, а також стандартні кепстральні коефіцієнти,

включаючи MFCC. Експериментально було оптимізовано різні параметри управління запропонованим алгоритмом вилучення ознак та оцінено особливості гучного розпізнавання легень. Було виявлено, що досліджені особливості є надійнішими, ніж існуючі функції, і демонструють кращу точність розпізнавання навіть при низьких співвідношеннях сигнал / шум (SNR). [38]

Також, на основі логарифмічної спектрограми особливостей дихальних циклів легневих звуків, попередньо навчені мережі можуть використовуватися для побудови багатовходової моделі для класифікації тріска і нормальних легневих звуків. [39]

3.6 Висновки по розділу 3

У третьому розділі був описаний спектральний аналіз, зокрема перетворення Фур'є, що лежить в основі майже усіх найвідоміших методів аналізу сигналу.

Також були описані такі види аналізів, як біспектральний, кореляційний, вейвлет та кепстральний аналізи, розглянуто можливості їх застосування конкретно щодо аналізу звуків легень на прикладі різноманітних наукових робіт.

У випадку з біспектральним аналізом розглядалися дихальні шуми пацієнтів з бронхіальною астмою та пневмонією, порівнювалися з дихальними шумами здорових людей. Були проаналізовані такі характеристики, як форма сигналу циклу в часі, контурна карта параметричної оцінки біспектра, діагональний фрагмент циклу, форма хвилі вдиху в часовій області, контурна карта параметричної оцінки біспектра вдиху, діагональний фрагмент вдиху, форма хвилі видиху в часовій області, контурна карта параметричної оцінки біспектра витікання, діагональний фрагмент видиху, для кожного з видів хвороб. З отриманих рисунків бачимо наступне: є пік в нормальному біспектрі;

максимальне і вторинне максимальне значення у хворого бронхіальною астмою; очевидне максимальне значення, вторинне і третинне максимальне значення при пневмонії пацієнта. Це вказує на наявність КПК, що робить піки патологічних сигналів переходом до більш високої частоти. Аналіз спектру нормального звукового вдиху і фази видиху легень аналогічний усьому сигналу. Аналізи вдиху пневмонії і астми відрізняються від вихідних даних.

Основна задача, що була поставлена авторами наукової роботи, в якій описувався кореляційний аналіз – кореляція розподілу звуку легень і легеневої функції у хворих на ХОЗЛ. Досліджувалися кількісні дані легень(QLD). У хворих на ХОЗЛ верхній QLD був значно вищим, а нижній QLD був значно нижчим, ніж відповідні значення у здорових чоловіків-курців. В результаті співвідношення нижнього QLD до верхнього QLD (нижній QLD / верхній QLD) у хворих на ХОЗЛ становило приблизно 60% від співвідношення для здорових чоловіків-курців.

Вейвлет-перетворення – це подання сигналу у вигляді узагальненого ряду, чи інтегралу Фур'є, по системі базисних функцій, які сконструйовані з материнського (вихідного) вейвлета за рахунок операцій зсуву у часі та змінами часового масштабу. У запропонованій нам статті було приведено аналіз дихальних шумів(а саме потріскування під час кашлю) пацієнтів з пневмонією за допомогою вейвлету. Досліджувалися такі параметри як скошення та ексцес. У таблиці 3.4.1 сигнали 16, 21 і 22 визначають граничні значення для нормального непневмонічного кашлю. Значення асиметрії 7 або нижче 7 і значення ексцесу 54,5 або нижче, що визначають кашель як непневмонію (нормальний кашель) і вище цих значень, є кашель пневмонії.

Послідовність перетворення кепстру є фактично перетворенням ряду Фур'є, який бере логарифм і обернену операцію перетворення Фур'є. Результатом є складний спектр. Параметр дихання, що розглядався у запропонованій статті – стридор, що являється основним симптомом значної лікарської ін'єкції гортані або трахеї, яка може бути обумовлена попаданням в їх проникнення інородного тіла. Перетворення Фур'є та кепстральний аналіз

відображають характеристики хвороби з різних точок зору. Перетворення Фур'є звертає увагу на частотні характеристики, підкреслюючи розподіл енергії легневих звуків. Кепстральний аналіз зосереджується на виявленні кількості джерел і часу затримки кожного. Він може точно відобразити характеристики мульти-джерела сигналу, кількість джерела хвороби і інтервал джерела звуку. Результати залежать від надійності системи збору даних, місця придбання та тяжкості захворювання пацієнтів. Результати показують, що звуки вдиху та видиху виникають переважно в низькочастотній частині спектру і мають меншу енергію. Отже, можемо зробити висновок, що кепстральний аналіз є корисним саме для дослідження певного конкретного параметра дихання (такого, як стридор), що може характеризуватися наявністю у пацієнта того чи іншого захворювання дихальних шляхів.

4 РОЗРОБКА МЕТОДУ ВИЯВЛЕННЯ БРОНХІТУ, ХОЗЛ ТА ПНЕВМОНІЇ ЗА ДОПОМОГОЮ МЕТОДІВ ЦИФРОВОГО АНАЛІЗУ СИГНАЛІВ

В роботі досліджувалися звуки легень 315 пацієнтів, з яких 78 здорових, 61 хворих бронхітом, у 102 виявлено хронічне обструктивне захворювання легень, 74 пацієнти хворі на пневмонію.

Досліджувані сигнали були взяті з двох баз даних, першу з яких було надано у НАНУ Інституті Гідромеханіки, а другу було взято з інтернет-ресурсу Kaggle [40]. Усі сигнали були надані у вигляді wav-файлів.

До досліджуваних сигналів був застосований фільтр Кауера, з метою відфільтрувати від основного сигналу серцеві шуми (нижче 80 Гц) та гармоніку мережевого шуму (150 Гц).

4.1 Метод біспектрального аналізу

4.1.1 Описання математичного апарату біспектрального аналізу

Обробка сигналів з використанням кореляційних функцій третього порядку (КФТП) і біспектрального аналізу (біспектр, за визначенням, – це двовимірне перетворення Фур'є КФТП) дозволяє дізнатися про властивості сигналу набагато більше, ніж застосування звичайних кореляційних функцій. Зокрема, біспектральний аналіз в задачах обробки сигналів дозволяє зберегти інформацію про фазовий Фур'є-спектрі вихідного сигналу і, отже, з'являється можливість відновлення апріорно невідомої форми сигналу. Крім цього, оцінка біспектра мало чутлива до адитивної перешкоди з симетричним законом зміни щільності ймовірності, а також дана оцінка нечутлива до випадкових зсувів оброблюваного сигналу. Оцінка біспектральної щільності (спектральної щільності третього порядку) на відміну від оцінки

енергетичного спектра дозволяє не тільки правильно описати характеристики спостережуваного процесу, а й визначити наявність фазових зв'язків спектральних компонент, а також зберегти, а при необхідності і відновити фазові характеристики складової, що міститься в спостережуваному процесі. Біспектральний аналіз може також служити чутливим і точним засобом, що дозволяє виявити і виміряти відхилення досліджуваного процесу від нормального закону розподілу. Тому в ряді прикладних задач радіолокації, гідролокації, астрономії, технічної діагностики машин і механізмів, медичної діагностики та інших біспектрального аналіз часто служить ефективним єдиним засобом обробки сигналів і оцінки параметрів досліджуваних процесів. [41]

Аналіз біспектральної моделі AR

Спектр вищого порядку

Якщо $\{x(n)\} n \in Z$ є стаціонарним звуком легень третього порядку, а його кумулянтами третього порядку є:

$$C_{3,x}(\tau_1, \tau_2) = E[x(n)x(n + \tau_1)x(n + \tau_2)], \quad (4.1)$$

де τ_1, τ_2 довільні затримки часу, $E[\cdot]$ – середня операція ансамблю.

Тоді двомірне перетворення Фур'є (4.1) визначається як біспектр:

$$S_{3,x}(\omega_1, \omega_2) = \sum_{\tau_1} \sum_{\tau_2} C_{3,x}(\tau_1, \tau_2) \exp(-j(\tau_1 \omega_1 + \omega_2 \tau_2)), \quad (4.2)$$

де $|\omega_1| \leq \pi, |\omega_2| \leq \pi, |\omega_1 + \omega_2| \leq \pi$.

А знання біспектруму в трикутній області $0, \omega_2 \geq \omega_1 > \omega_2, \omega_1 + \omega_2 \leq \pi$ (позначається як Ω) достатньо для повного опису біспектру. (4.2) можна записати у вигляді:

$$B_x(\omega_1, \omega_2) = X(\omega_1)X(\omega_2)X^*(\omega_1 + \omega_2), \quad (4.3)$$

де $X(\omega)$ є перетворенням Фур'є $\{x(n)\}$, $*$ являє собою складний кон'югат.

При обчисленні біспектра, дві частотні компоненти дають квадратичну фазову зв'язок (QPC) внаслідок нелінійності. Розділимо $\{x(n)\}$ на L сегменти та обчислимо оцінку біспектруму:

$$B_x(\omega_1, \omega_2) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L X_i(\omega_1) X_i(\omega_2) X_i^*(\omega_1 + \omega_2). \quad (4.4)$$

Часто використовується діагональний фрагмент кумулянтів третього порядку і визначається як:

$$C(\tau) = C_{3,x}(\tau, \tau) = E[x(k)x(k+\tau)x(k+\tau)]. \quad (4.5)$$

Її перетворення Фур'є є діагональним спектром зрізу, який можна отримати, дозволяючи $\omega_1 = \omega_2$ в (4.3).

Для моделювання та параметричної оцінки звуків легень у даному дослідженні застосовується негаусова AR модель на основі кумулянтів третього порядку та метод рекурсії третього порядку.

Параметрична оцінка спектру AR моделі

Припускаючи, що послідовність реальних значень звуків легень $\{x(n)\}$ з нульовим середнім значенням, виражається AR-моделлю P -порядку:

$$x(n) + \sum_{k=1}^P a_k x(n-k) = w(n), \quad (4.6)$$

де $w(n)$ - стаціонарний негаусовий білий шум третього порядку з нульовим середнім. Він задовольняє $E[w(n)w(n+m)] = Q\delta(m)$ і $E[w(n)w(n+k)w(n+m)] = \beta\delta(k, m)$, де Q і β є константами.

Враховуючи, що кумулянти вищого порядку нечутливі до гауссівського процесу, припускається, що момент третього порядку $w(n)$ не дорівнює нулю, тобто, якщо $\beta = E[w^3(n)] \neq 0$, то можна отримати:

$$C_{3,x}(-l, -m) + \sum_{k=1}^P a_k C_{3,x}(k-l, k-m) = \beta * \delta(l, m), \quad l, m \geq 0, \quad (4.7)$$

де l і m – довільні часові затримки, $\delta(l, m)$ – 2-D одинична імпульсна функція.

Вибираємо $(p+1)$ зрізи кумулятора третього порядку $C_{3,x}(-l, -m)$ при $l = m = 0, 1, 2, \dots, P$ і отримуємо матричне рівняння $(P+1) \times (P+1)$

$$\begin{bmatrix} C_{3,x}(-1, -1) & C_{3,x}(0, 0) & \dots & \dots & C_{3,x}(P-1, P-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ C_{3,x}(-P, -P) & C_{3,x}(-P+1, -P+1) & \dots & \dots & C_{3,x}(0, 0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ a_1 \\ \vdots \\ \vdots \\ a_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \beta \\ 0 \\ \vdots \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}. \quad (4.8)$$

Вирішимо, щоб отримати параметри p (a_1, a_2, \dots, a_p) AR моделі, а потім отримати параметричну оцінку біспектра:

$$\hat{B}_x(\omega_1, \omega_2) = \beta H(\omega_1) H(\omega_2) H^*(\omega_1, \omega_2), \quad (4.9)$$

$$\text{де } H(\omega) = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^P a_k \exp(-j\omega k)}, \quad |\omega| \leq \pi.$$

Запропоновано метод з використанням коефіцієнтів кореляції біспектруму для оцінки порядків негаусових AR моделей звуків легень і позначено як:

$$BBC(P) = \frac{1}{\Gamma} \sum_{\omega_2=0}^{M/2} \sum_{\omega_2=0}^{M/4} |D(\omega_1, \omega_2)| * |B(\omega_1, \omega_2)|. \quad (4.10)$$

де $D(\omega_1, \omega_2)$ є прямою оцінкою біспектра, $B(\omega_1, \omega_2)$ – параметрична оцінка біспектра;

Γ – сумарна енергія оцінки прямого біспектра;

$\Gamma = \sum |D(\omega_1, \omega_2)|^2$ – точки даних кожного сегмента.

Таким чином, ВСС (P) показує ступінь кореляції між двома результатами оцінки. І оптимальним є порядок оцінки:

$$P_{opt} = P\{\max(BBC(P))\}. \quad (4.11)$$

Щоб охарактеризувати закономірність або нерівномірність легеневих звуків з ділянок біспектра, визначимо дві біспектральні ентропії. Формули для цих біспектральних ентропій наведені у вигляді:

Нормалізована біспектральна ентропія (BE1):

$$P_1 = - \sum_n p_n \log p_n, \quad (4.12)$$

$$\text{де } p_n = \frac{|\hat{B}_x(\omega_1, \omega_2)|}{\sum_{\Omega} |\hat{B}_x(\omega_1, \omega_2)|}.$$

Нормалізована ентропія квадрата (BE2):

$$P_2 = - \sum_i p_i \log p_i, \quad (4.13)$$

$$\text{де } p_i = \frac{|\hat{B}_x(\omega_1, \omega_2)|^2}{\sum_{\Omega} |\hat{B}_x(\omega_1, \omega_2)|^2}.$$

Нормалізація в рівняннях вище гарантує, що ентропія розрахована для параметра, що лежить між 0 і 1. Отже, ентропії також між 0 і 1.

Розподіл піку біспектруму змінюється за допомогою сигналів, і вони є важливими параметрами, що відображають структуру біспектру. Припустимо, що основним значенням домену матриці bispectrum є D, призначаємо точку в домені як центр, вибираємо ковзне вікно і обчислюємо схили навколо. Потім оцінюємо ознаки схилів: вони будуть негативними у напрямку + x, + y і будуть позитивними при - x, - y. Записуємо пік як $[a_i^1, p_i^1] = \frac{\max}{q}(D)$. ($i \in Z^+$, де $\frac{\max}{q}$

позначає пік в Q діапазоні D, a_i^1 і p_i^1 амплітуда і розташування піку відповідно, (ω_1^1, ω_2^1) є відповідною дво-частотою.

Розрахуємо вторинні та третинні максимальні точки біспектра, як зазначено вище, і запишемо їх як $[a_i^2, p_i^2]$ та $[a_i^3, p_i^3]$ відповідно, і відповідні бі-частоти (ω_1^2, ω_2^2) та (ω_1^3, ω_2^3) .

Нормалізуємо амплітуду піків і позначимо їх як $(\omega_1^1, \omega_2^1, r_1)$, $(\omega_1^2, \omega_2^2, r_2)$ і $(\omega_1^3, \omega_2^3, r_3)$ відповідно.

Нехай $\omega_1 = c_i \omega_2$ в (4.9), знайдемо відповідний спектр зрізу для піку, розташуємо його та обчислимо відстань (позначене як d) між двома піками і шириною імпульсу на 3dB (позначимо як w).

Енергія спектра зрізу для піку може бути обрана як допоміжна особливість і вона розраховується як:

$$E = \sum_{i=1}^M |\hat{B}_i(\omega_1, \omega_2)|^2_{\omega_1 = c_i \omega_2}, \quad (4.14)$$

де C_i константа.

Обчислюють ентропії біспектруму P1 і P2 з використанням (4.12) і (4.13) відповідно.

Отже, формують вектори ознак наступним чином:

$$\mathbf{F} = \{\omega_1^1, \omega_2^1, r_1, \omega_1^2, \omega_2^2, r_2, \omega_1^3, \omega_2^3, r_3, d, w, E, P_1 P_2\}. \quad (4.15)$$

[24]

4.1.2 Отримання даних для аналізу та методика дослідження

До досліджуваних сигналів було застосовано метод біспектрального аналізу задля отримання трьохмірного графічного вигляду біспектру сигналів

(рис. 4.1а-г), діагонального зрізу біспектру (рис.4.2а-г) та числових біспектральних характеристик сигналів.

За результатами застосування методу біспектрального аналізу було виділено та проаналізовано наступні параметри: амплітуду першого піку (максимальне значення, якого досягає амплітуда біспектру сигналу), другого та третього піку, а також відповідні їм бічастотні значення.

Окрім дослідження піків біспектру, було також досліджено такі параметри як коефіцієнт асиметрії та коефіцієнт ексцесу для кожного з отриманих нами сигналів.

Коефіцієнт асиметрії – величина, що характеризує асиметрію розподілу даної величини. Коефіцієнт асиметрії позитивний, якщо правий хвіст розподілу довше лівого, і негативний в іншому випадку. [42]

$$c_3 = K_3 / \sigma^3, \quad (4.16)$$

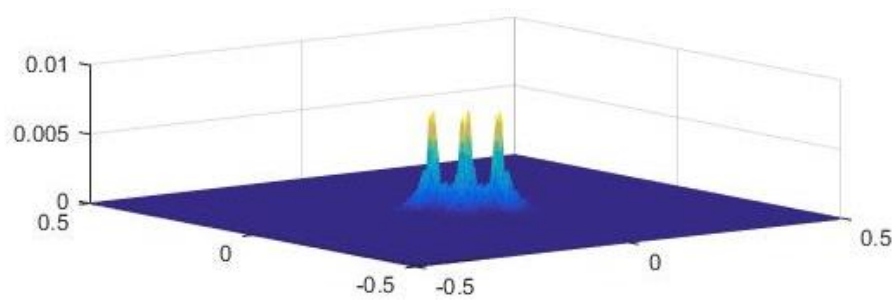
де σ^2 – дисперсія, K_3 – кумулянт 3-го порядку.

$$K_3(\tau_1, \tau_2) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x(t)x(t-\tau_1)x(t-\tau_2)dt. \quad (4.17)$$

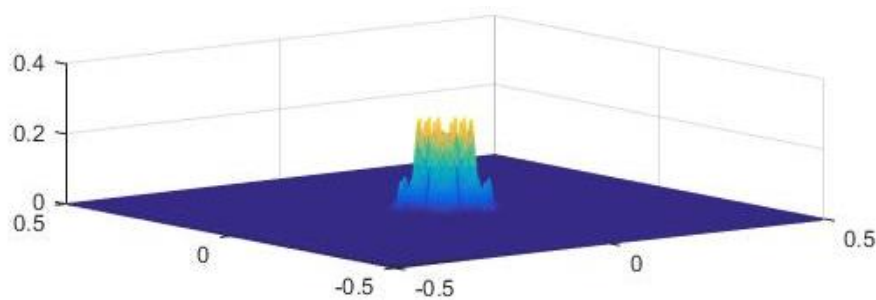
Коефіцієнт ексцесу (коефіцієнт гостровершинності) – міра гостроти піку розподілу величини.[43]

$$c_4 = K_4 / \sigma^4 - 3, \quad (4.18)$$

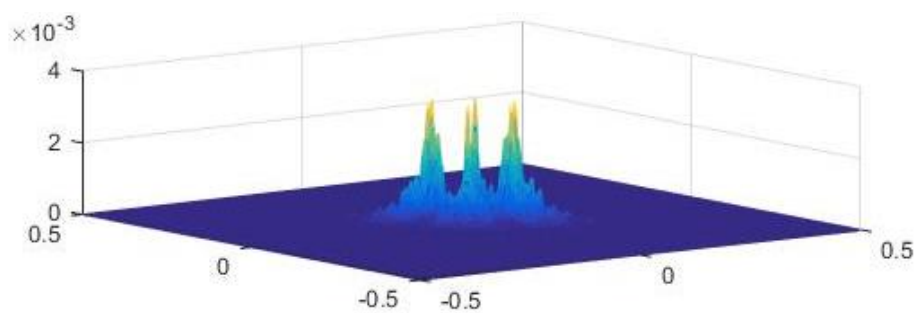
де σ^2 – дисперсія, K_4 – кумулянт 4-го порядку.



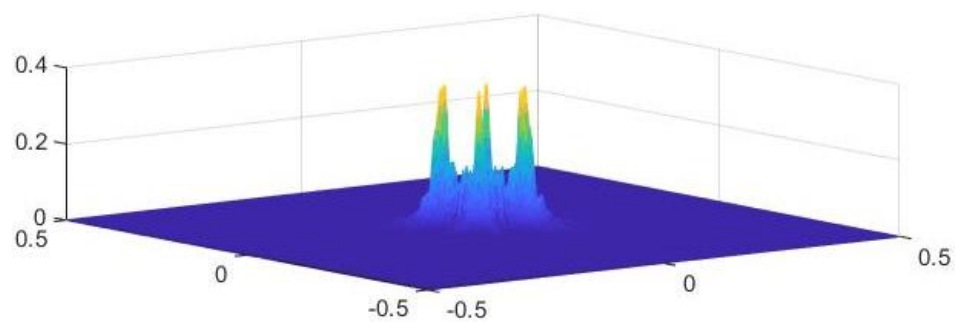
а)



б)

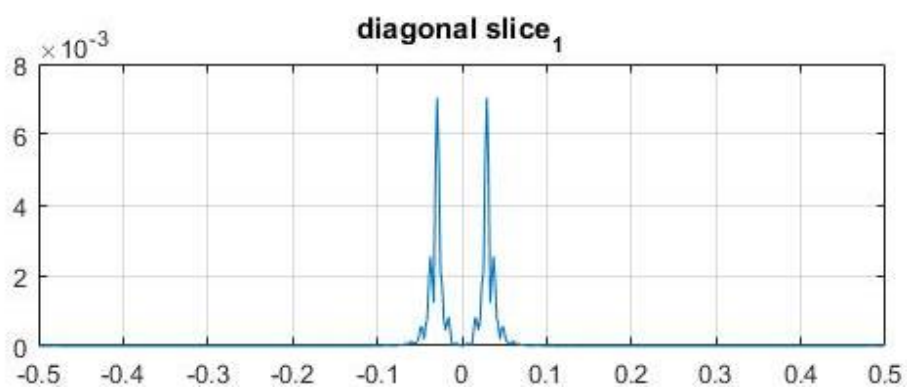


в)

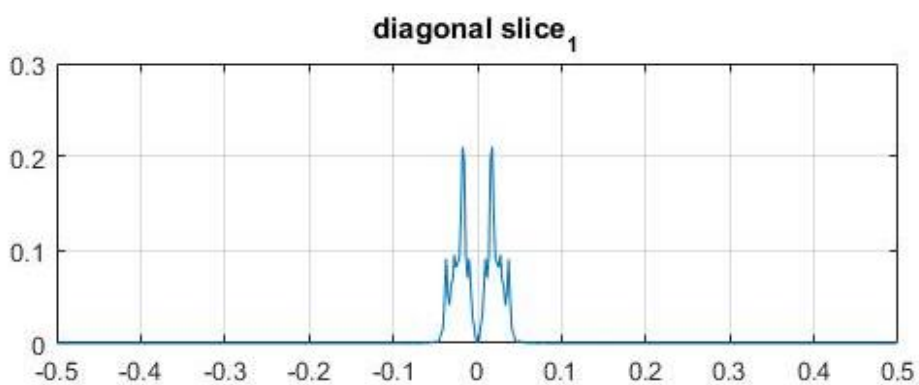


г)

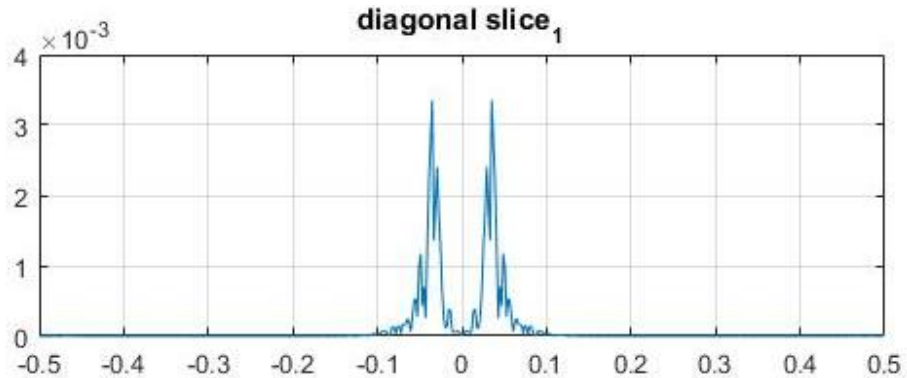
Рисунок 4.1 – Типовий вигляд трьохмірного біспектру для сигналу а) здорової людини, б) хворого на ХОЗЛ, в) хворого на бронхіт, г) хворого на пневмонію



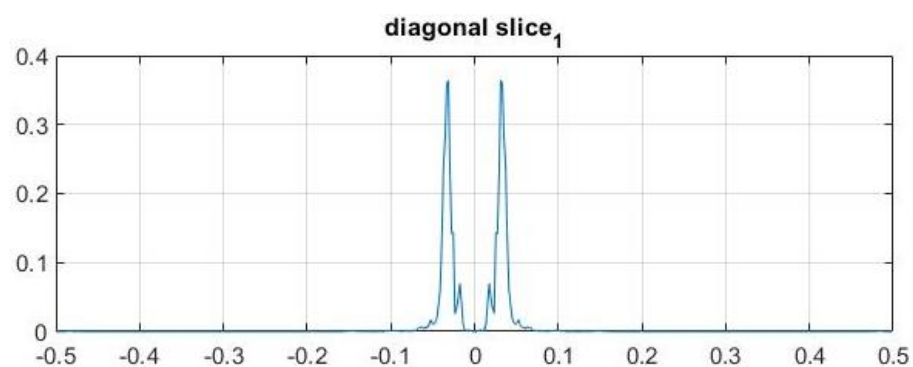
а)



б)



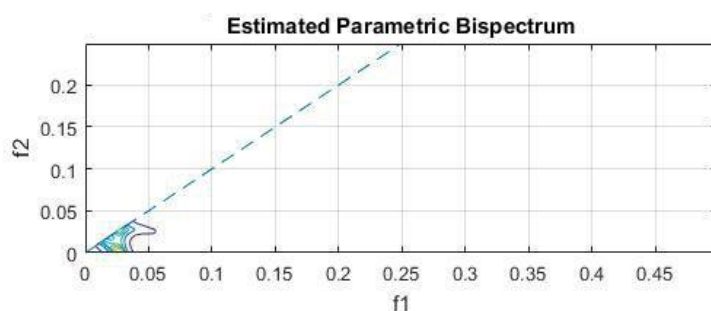
в)



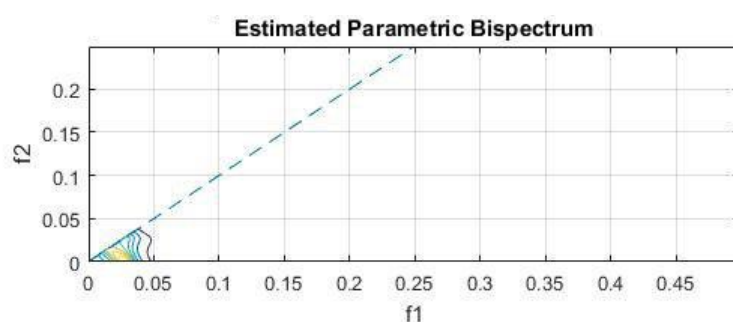
г)

Рисунок 4.2 – Типовий вигляд діагонального зрізу біспектру для сигналу а) здорової людини, б) хворого на ХОЗЛ, в) хворого на бронхіт, г) хворого на пневмонію

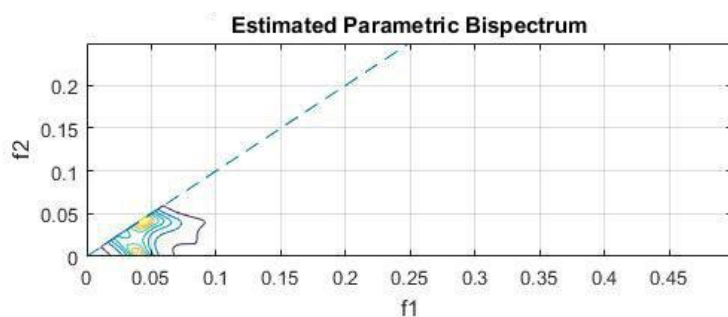
В якості додаткового показника було порівняно пікове значення першої та другої бічастот для кожного з видів сигналу, які можна побачити на рис. 4.3



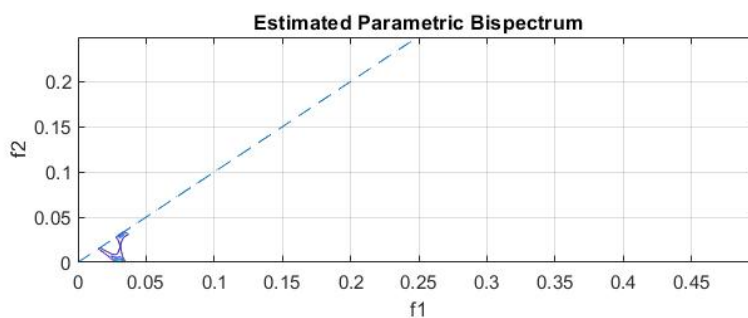
а)



б)



в)



г)

Рисунок 4.3 – Типовий вигляд горизонтальної проекції біспектру для сигналу а) здорової людини, б) хворого на ХОЗЛ, в) хворого на бронхіт, г) хворого на пневмонію

Всі обрахунки були проведені середовищі Matlab, за допомогою набору інструментів спектрального аналізу вищого порядку(HOSA).

4.1.3 Результати дослідження

З проаналізованих нами даних було зроблено вибірку з 10 значень кожного параметру для сигналів здорових людей, пацієнтів з ХОЗЛ, бронхітом та пневмонією. Отримані значення параметрів представлені у табл. 4.1, 4.2, 4.3, 4.4. V1, V2, V3 – значення першого, другого та третього піків амплітуд відповідно, F1, F2, F3 – відповідні їм значення амплітуд, QS – коефіцієнт асиметрії, QK – коефіцієнт ексцесу.

Таблиця 4.1– Значення амплітуд та відповідних частот 1, 2, 3 піків біспектру й значення коефіцієнтів асиметрії та ексцесу для сигналів здорових людей

F1	$V1, \frac{V^3}{Hz^2}$	F2	$V2, \frac{V^3}{Hz^2}$	F3	$V3, \frac{V^3}{Hz^2}$	QS	QK
0,029297	0,007032	0,043811	0,000819	0,058828	0,000548	0.014468	9.426
0,033203	0,006395	0,050781	0,001387	0,070313	0,000511	0.016269	5.39825
0,029297	0,005894	0,042969	0,000894	0,054688	0,000234	-0.024606	2.72336
0.029268	0,004643	0,048828	0,001198	0,015625	0,000322	-0.040458	5.30835
0,03125	0,004542	0,048954	0,000589	0,080078	3,28E-05	-0.080867	11.381
0,035156	0,004841	0,046875	0,001294	0,074219	0,000368	0.0016878	3.37788
0,028359	0,002617	0,015625	0,001538	0,060547	0,000488	0.0133726	12.946
0,029254	0,007718	0,050339	0,000946	0,046828	0,000421	-0.002767	1.76555
0,033314	0,008823	0,052734	0,002885	0,068359	0,002175	-0.010207	3.33367
0,03236	0,003033	0,048657	0,000456	0,017578	0,000301	-0.033937	5.98849

Таблиця 4.2 – Значення коефіцієнтів асиметрії та ексцесу й амплітуд та відповідних частот 1, 2, 3 піків біспектру для сигналів пацієнтів з ХОЗЛ

F1	$V1, \frac{V^3}{Hz^2}$	F2	$V2, \frac{V^3}{Hz^2}$	F3	$V3, \frac{V^3}{Hz^2}$	QS	QK
0,046875	0,08578	0,03225	0,001955	0,015625	0,000164	-0.10394	3.26469
0,017578	0,210539	0,037109	0,090718	0,050781	0,002046	-3.50229	103.469
0,011719	0,09626	0,025391	0,073784	0,042969	0,008103	10.6696	505.127
0,027344	0,07545	0,015625	0,000862	0,054688	0,000376	-0.048743	11.363
0,017578	0,099743	0,034503	0,084984	0,044922	0,002697	3.2835	282.35
0,03125	0,103415	0,015625	0,000844	0,046875	0,000331	-2.012058	11.084
0,033203	0,007072	0,015625	0,00087	0,0625	0,000529	-1.271	129.33
0,017578	0,020923	0,032313	0,020286	0,053734	0,000525	-0.529577	22.7432
0,027344	0,098678	0,044922	0,003432	0,0647	0,000175	-0.1032	76.5175
0,031255	0,165498	0,017578	0,009215	0,052735	0,002341	-0.22896	35.294

Таблиця 4.3 – Значення амплітуд та відповідних частот 1, 2, 3 піків біспектру та значення коефіцієнтів асиметрії й ексцесу для сигналів хворих на бронхіт

F1	$V1, \frac{V^3}{Hz^2}$	F2	$V2, \frac{V^3}{Hz^2}$	F3	$V3, \frac{V^3}{Hz^2}$	QS	QK
0,035156	0,003355	0,04304	0,002405	0,048828	0,001169	-0.082823	4.9454
0,037109	0,004202	0,048828	0,002987	0,052734	0,001124	-0.026833	2.2848
0,033203	0,012919	0,048828	0,001058	0,053578	0,001008	-0.15561	5.15
0,037109	0,003951	0,028828	0,003319	0,048828	0,002739	-0.014848	5.5992
0,035156	0,006851	0,048828	0,002422	0,075828	0,002052	-0.1363	6.0886
0,072266	0,005499	0,03125	0,002213	0,08125	0,001813	-0.21287	1.3558
0,033203	0,003504	0,04692	0,002363	0,046875	0,000763	-0.21433	2.8189
0,039063	0,003497	0,054734	0,002916	0,050781	0,002848	-0.057751	9.934
0,035156	0,004634	0,050841	0,003819	0,066875	0,001319	-0.006862	3.3392
0,033203	0,002918	0,024688	0,00222	0,041688	0,00215	-0.103	3.5518

Таблиця 4.4 – Значення амплітуд та частот 1, 2 піків біспектру відповідно та значення коефіцієнтів асиметрії й ексцесу для сигналів хворих на пневмонію

F1	$V1, \frac{V^3}{Hz^2}$	F2	$V2, \frac{V^3}{Hz^2}$	QS	QK
0,0313	0,0313	0,0469	0,0006	0.5899	41.8256
0,0332	0,0088	0,0488	0,0024	-0.0048	107.0623
0,0313	0,0186	0,0488	0,0067	0.0004	27.3549
0,0332	0,0137	0,0176	0,0026	0.0043	1203.1984
0,0313	0,1430	0,0176	0,0149	0.0021	247.5233
0,0293	0,0700	0,0156	0,0131	0.2417	77.6494
0,0293	0,0186	0,0469	0,0035	-0.2151	4403.2315
0,0313	0,0105	0,0176	0,0007	-0.0057	2652.0290
0,0313	0,2495	0,0176	0,0720	-0.0150	64.6233
0,0313	0,0209	0,0176	0,0097	-0.2973	444.2263

Отже, проаналізувавши отримані сигнали, були виявлені деякі закономірності.

Так, для здорових людей параметр $V1$ коливається у проміжку від 0.002 до $0.01 \left(\frac{V^3}{Hz^2}\right)$, а $V2$ значно менший, в діапазоні від 0.0004 до $0.003 \left(\frac{V^3}{Hz^2}\right)$, як показано на рис 4.4.

Для сигналів пацієнтів з бронхітом параметр $V2$ лежить у проміжку від 0.001 до $0.007 \left(\frac{V^3}{Hz^2}\right)$, що не набагато менше за $V1$ ($0.02 - 0.1 \left(\frac{V^3}{Hz^2}\right)$), що відображає рис. 4.5. Тому можемо стверджувати, що у хворих на бронхіт амплітуда другого піку близька до амплітуди першого.

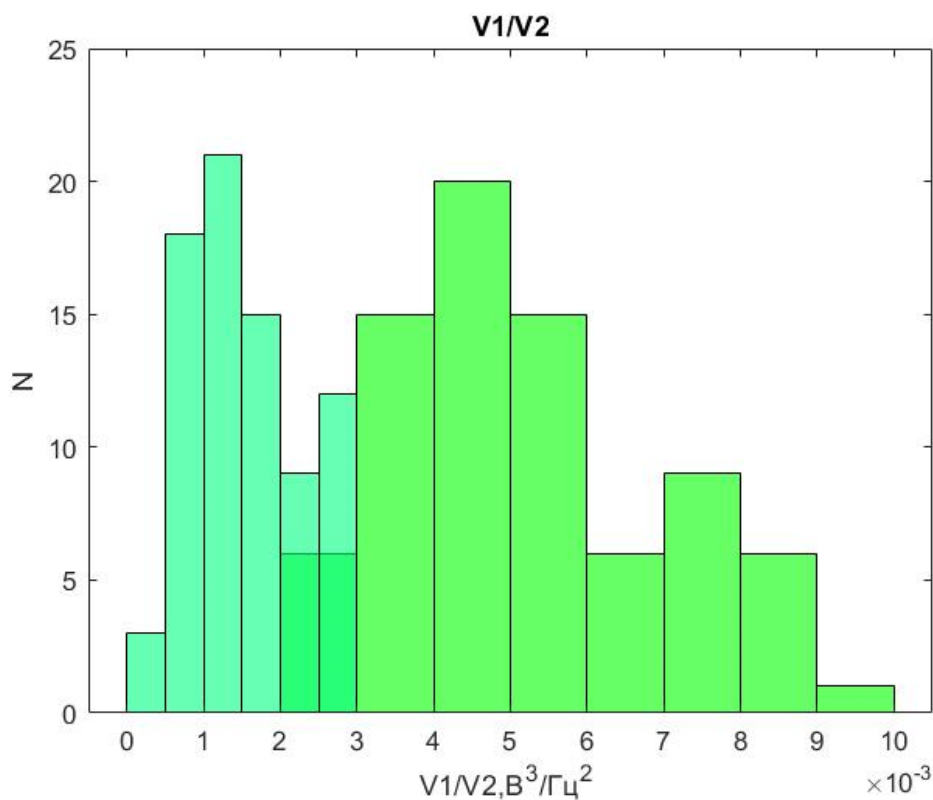


Рисунок 4.4 – Значення $V1$ та $V2$ для здорових людей ($V1$ – зеленим, $V2$ – блакитним)

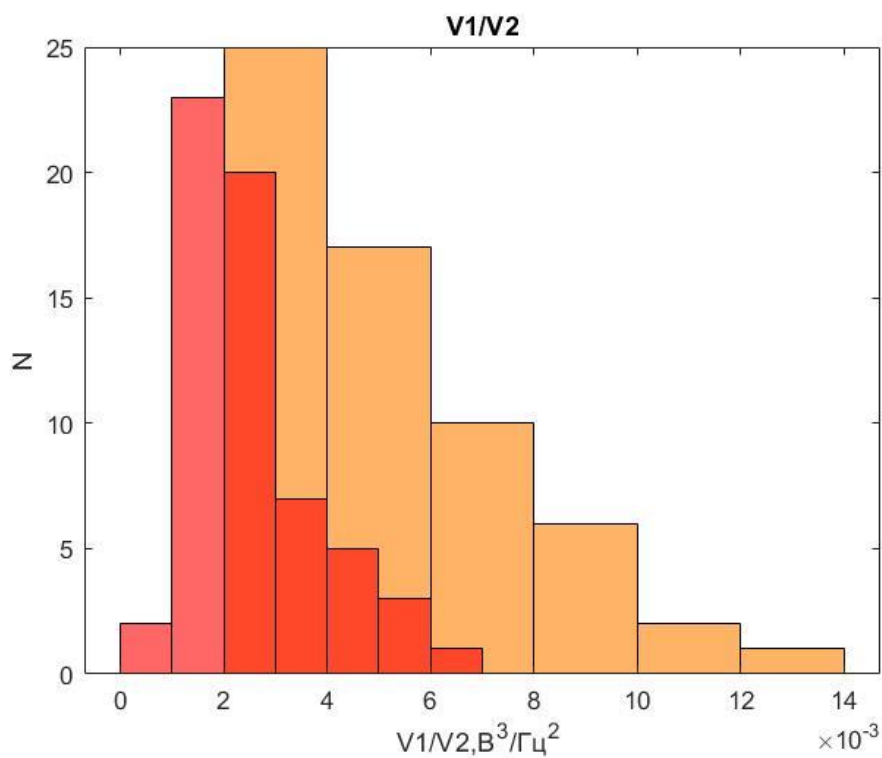


Рисунок 4.5 – Значення $V1$ та $V2$ для пацієнтів з бронхітом ($V1$ – помаранчевим, $V2$ – червоним)

Щодо пацієнтів з ХОЗЛ, результати дослідження показали, що амплітуда сигналів їх біспектру, як правило, відрізняється від амплітуди сигналів здорових людей на один, а іноді й два порядки. Так, значення $V1 - 0.01 \left(\frac{B^3}{\Gamma_{\text{ц}}^2} \right)$ і більше, при $V1$ для здорових людей в діапазоні від 0.002 до $0.01 \left(\frac{B^3}{\Gamma_{\text{ц}}^2} \right)$ (рис. 4.6). Подібна картина спостерігається й для сигналів пацієнтів, хворих на пневмонію (рис. 4.8). Для порівняння було побудовано подібну гістограму й для $V1$ здорових та бронхіту, що, як виявилось, знаходяться приблизно в одному й тому самому діапазоні (рис. 4.7). З параметрами $V2$ та $V3$ у хворих на ХОЗЛ та пневмонію ситуація схожа, вони на один або два порядки більші за відповідні їм значення здорових та пацієнтів з бронхітом.

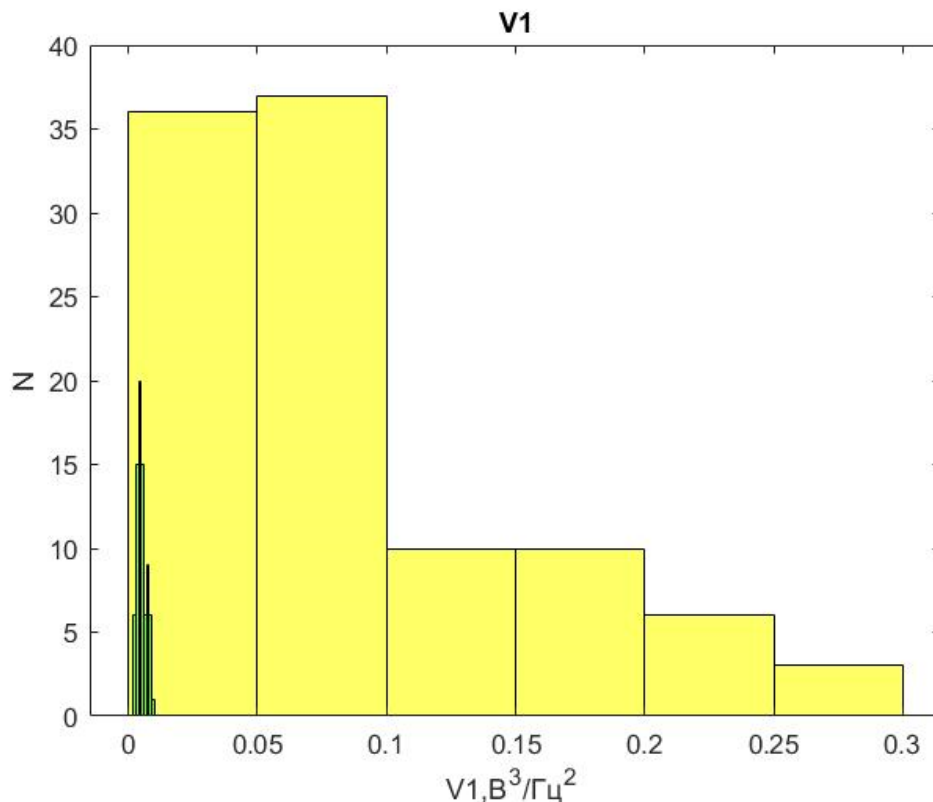


Рисунок 4.6 – Розподіл значень параметрів $V1$ для хворих на ХОЗЛ та здорових людей (ХОЗЛ – жовті, здорові – зелені)

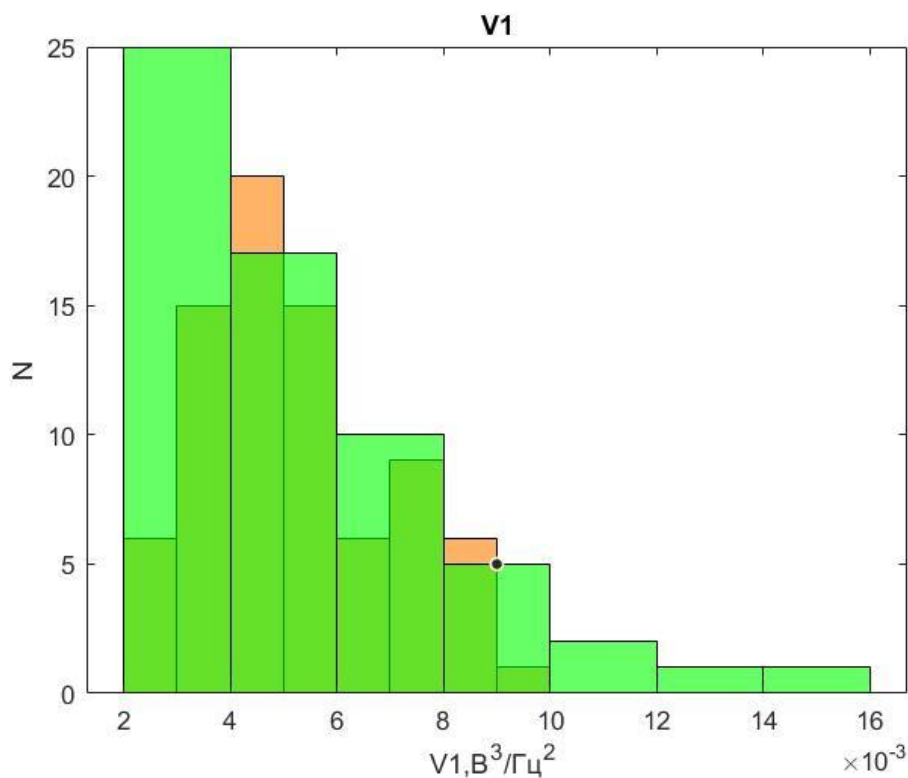


Рисунок 4.7 – Розподіл значень параметрів V1 для хворих на бронхіт та здорових людей(бронхіт – помаранчеві, здорові – зелені)

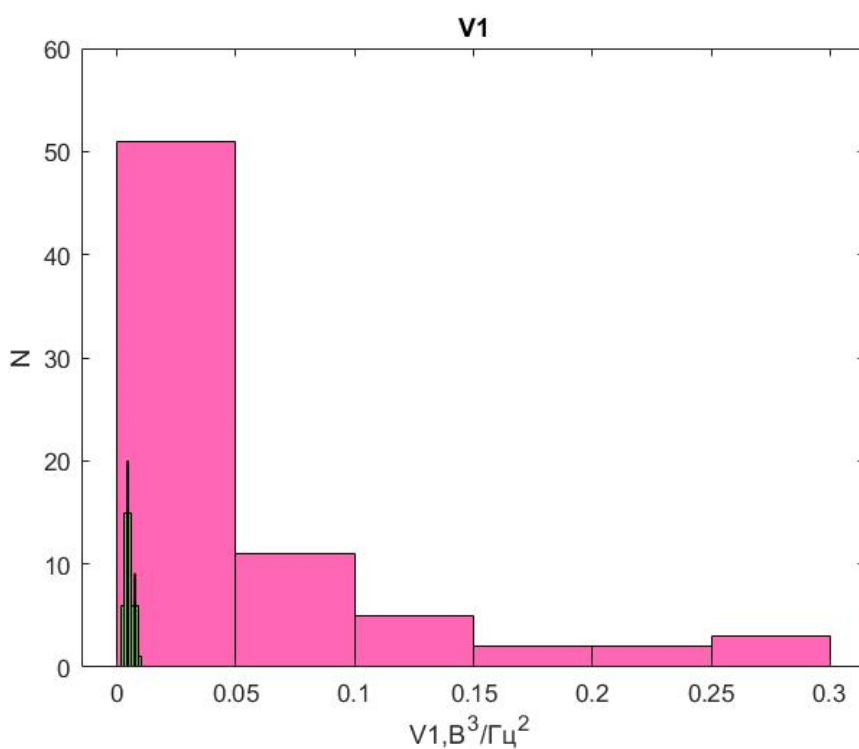


Рисунок 4.8 – Розподіл значень параметрів V1 для хворих на пневмонію та здорових людей(пневмонія – рожеві, здорові – зелені)

Далі досліджуються коефіцієнти асиметрії та ексцесу.

У здорових людей коефіцієнти асиметрії можуть приймати як додатні, так і від'ємні значення, знаходяться у діапазоні від -0.15 до 0.15. Для хворих на бронхіт, як показують отримані нами результати, коефіцієнти асиметрії лише від'ємні (0.006 - 0.25), як показано на рис. 4.9. Для хворих на ХОЗЛ коефіцієнти асиметрії можуть приймати значно більші значення (-8 - 6), ніж коефіцієнти у здорових людей (рис 4.10-11), що можна вважати їх характерною рисою. Для хворих на пневмонію коефіцієнти асиметрії приймають, в основному, такі самі значення, що й у здорових (рис. 4.12), тому вважатимемо, що для діагностики пневмонії QS – недостатньо інформативний показник.

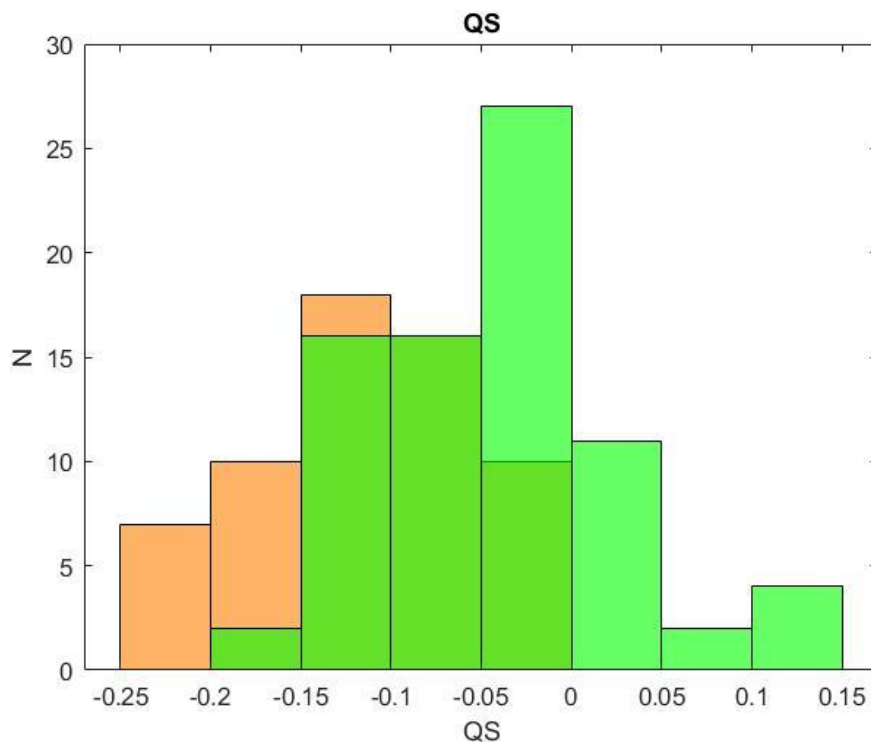


Рисунок 4.9 – Порівняння значень коефіцієнтів асиметрії для здорових людей та хворих на бронхіт (зелені – здорові, помаранчеві – бронхіт)

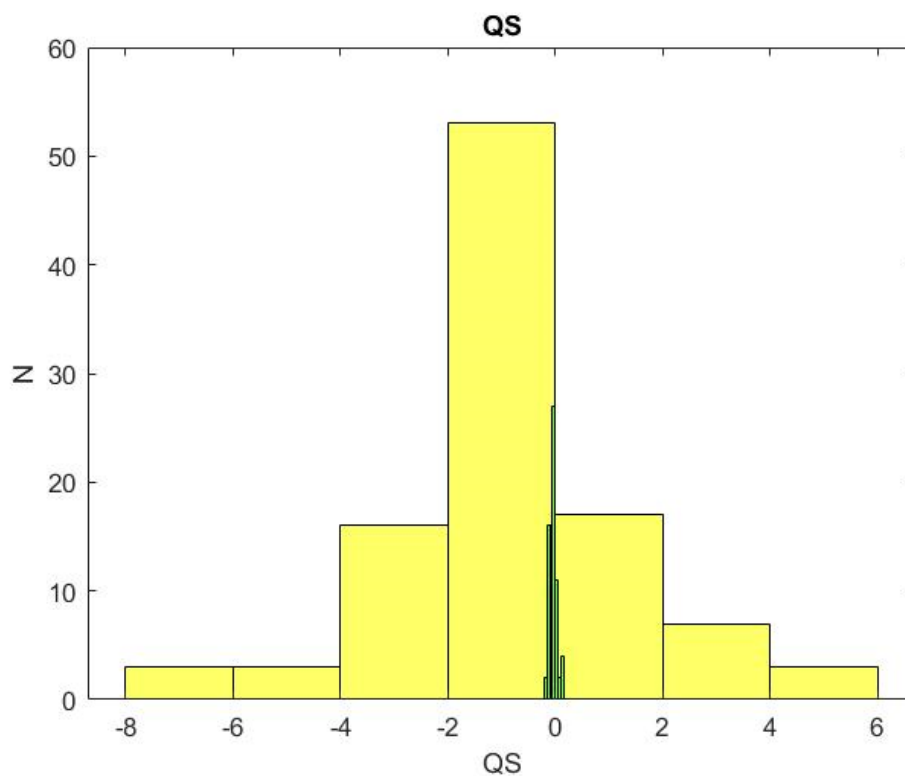


Рисунок 4.10 – Порівняння значень коефіцієнтів асиметрії для здорових людей та хворих на ХОЗЛ (зелені – здорові, жовті – ХОЗЛ)

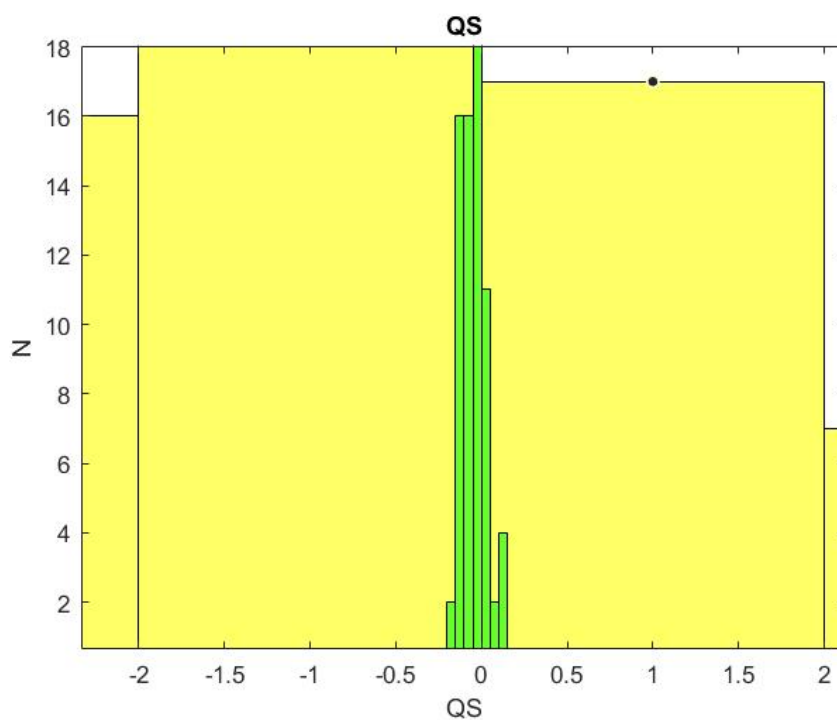


Рисунок 4.11 – (рис 4.12 у збільшеному масштабі)

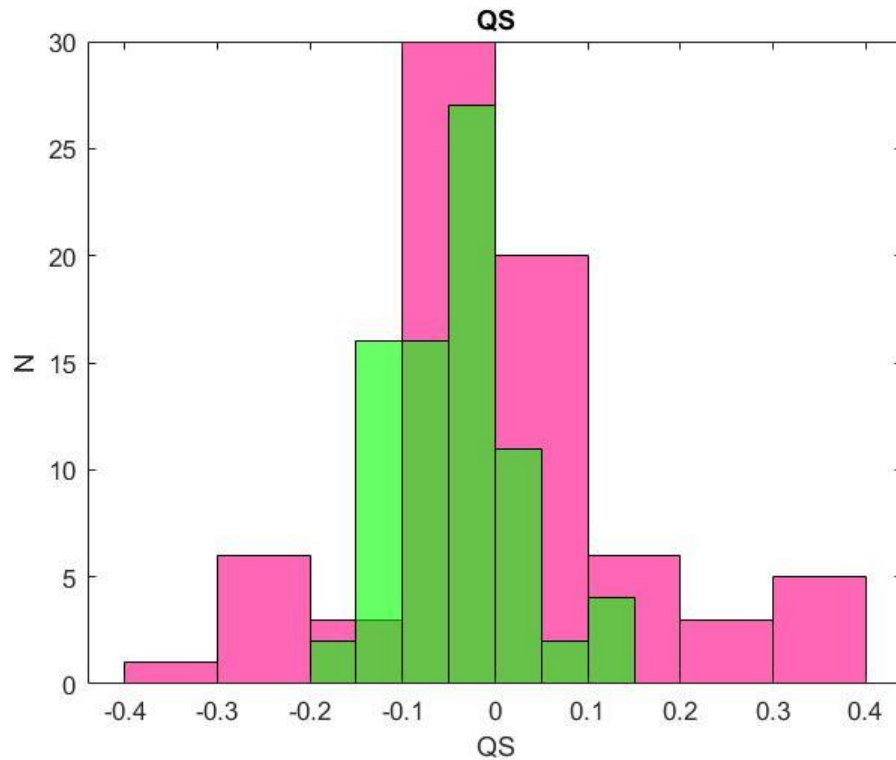


Рисунок 4.12 – Порівняння значень коефіцієнтів асиметрії для здорових людей та хворих на пневмонію (зелені – здорові, рожеві – пневмонія)

Проаналізувавши значання коефіцієнтів ексцесу, бачимо, що значення QK для пацієнтів із ХОЗЛ(до 500) можуть на один-два порядки перевищувати QK у здорових людей (до 20), що продемонстровано на рис. 4.13-14. Для порівняння, ми побудували також гістограму значень QK для хворих бронхітом та здорових(рис.4.15), на якій видно,що діапазони їх значень майже співпадають. Отже можемо стверджувати, що великий коефіцієнт ексцесу – це відмінна риса пацієнтів із ХОЗЛ. QK для пацієнтів із пневмонією(до 6000) можуть на один-два, а, іноді, й три порядки перевищувати QK у здорових людей, але в основному приймають значення, схожі на ті, що характерні для ХОЗЛ (рис.4.15-17).

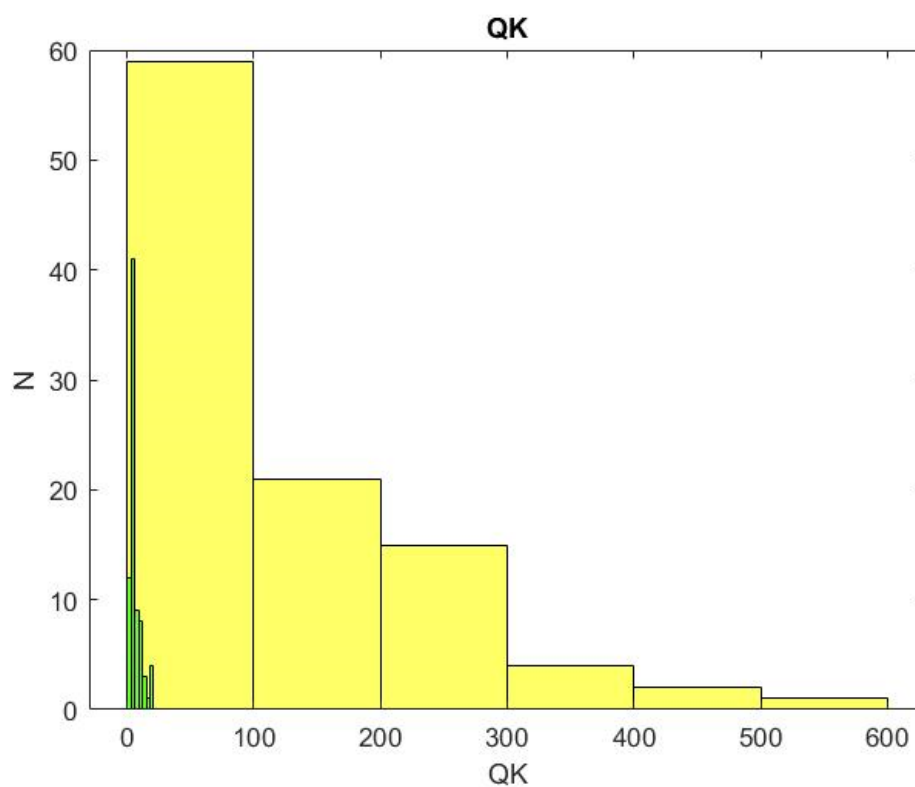


Рисунок 4.13 – Порівняння значень коефіцієнтів ексцесу для здорових людей та хворих на ХОЗЛ (зелені – здорові, жовті – ХОЗЛ)

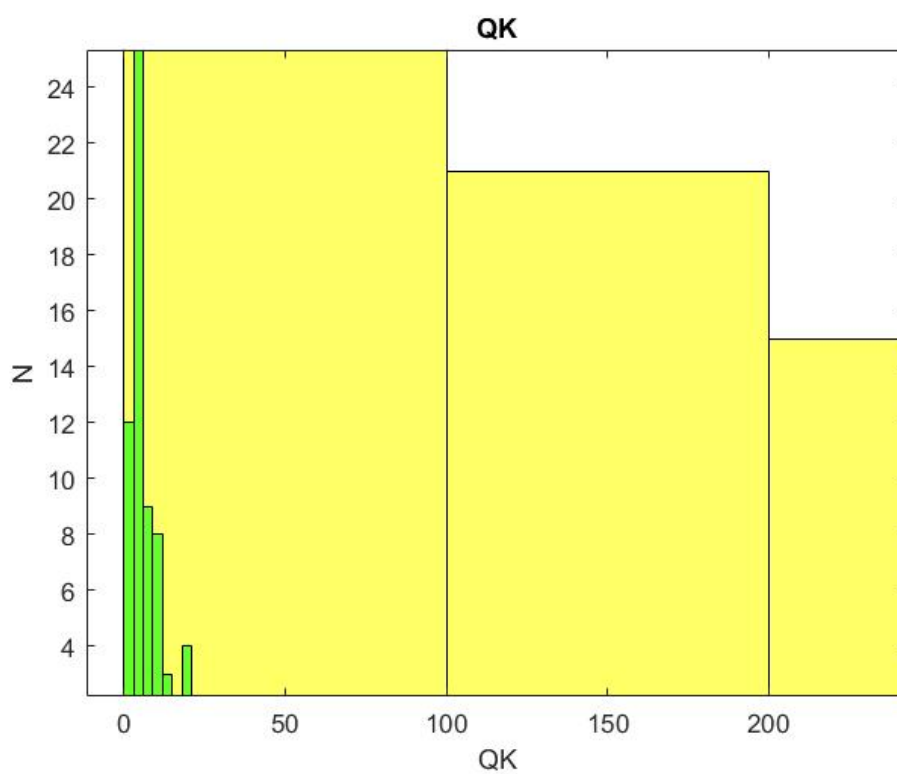


Рисунок 4.14 – (рис 4.13 у збільшеному масштабі)

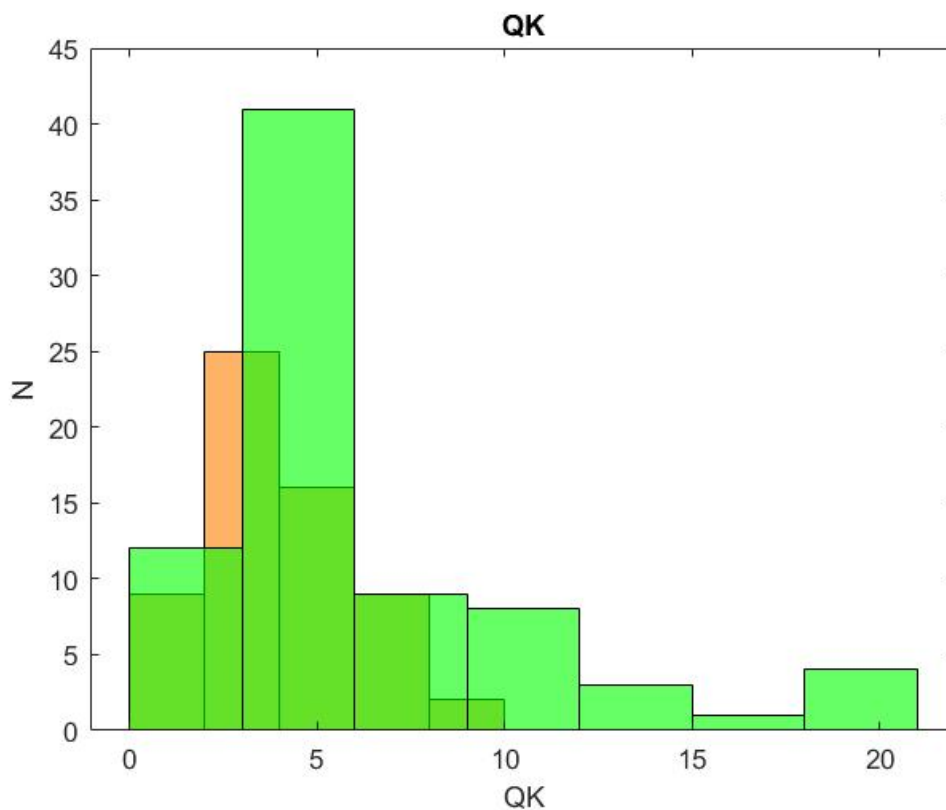


Рисунок 4.15 – Порівняння значень коефіцієнтів ексцесу для здорових людей та хворих на бронхіт (зелені – здорові, помаранчеві – бронхіт)

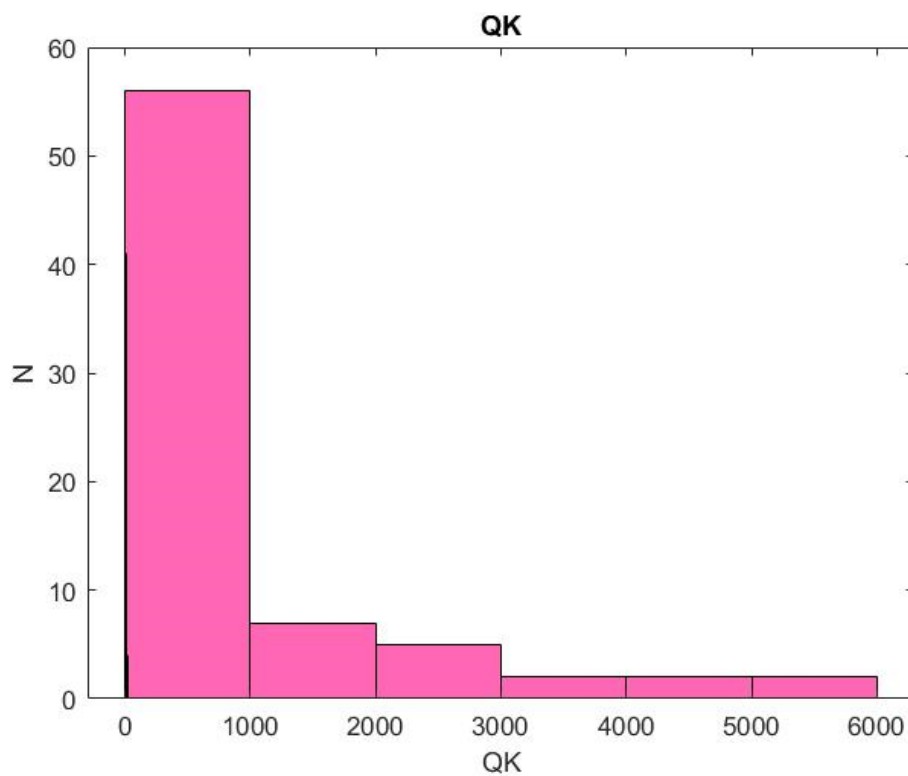


Рисунок 4.16 – Порівняння значень коефіцієнтів ексцесу для здорових людей та хворих на пневмонію (зелені – здорові, рожеві – пневмонія)

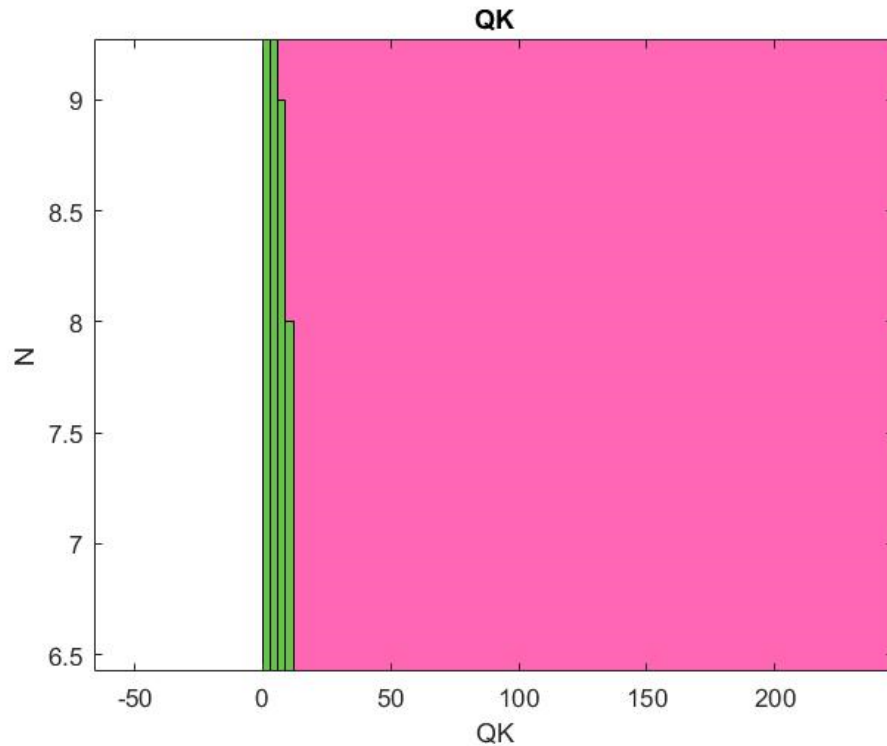


Рисунок 4.17 – (рис 4.16 у збільшеному масштабі)

Так, як під час дослідження було виявлено, що деякі параметри для ХОЗЛ та пневмонії нерідко приймають схожі значення, було побудовано гістограми порівняння частот перших піків біспектру для обох типів хвороби. Було виявлено, що значення F1 для пневмонії лежать строго у діапазоні 0.025-0.035, в той час як спектр значень F1 для ХОЗЛ набагато ширший (рис.4.18). З цієї закономірності можна зробити висновок, що якщо значення F1 лежить за межами вказаного діапазону (0.025-0.035), то вірогідність виявлення пневмонії – мінімальна.

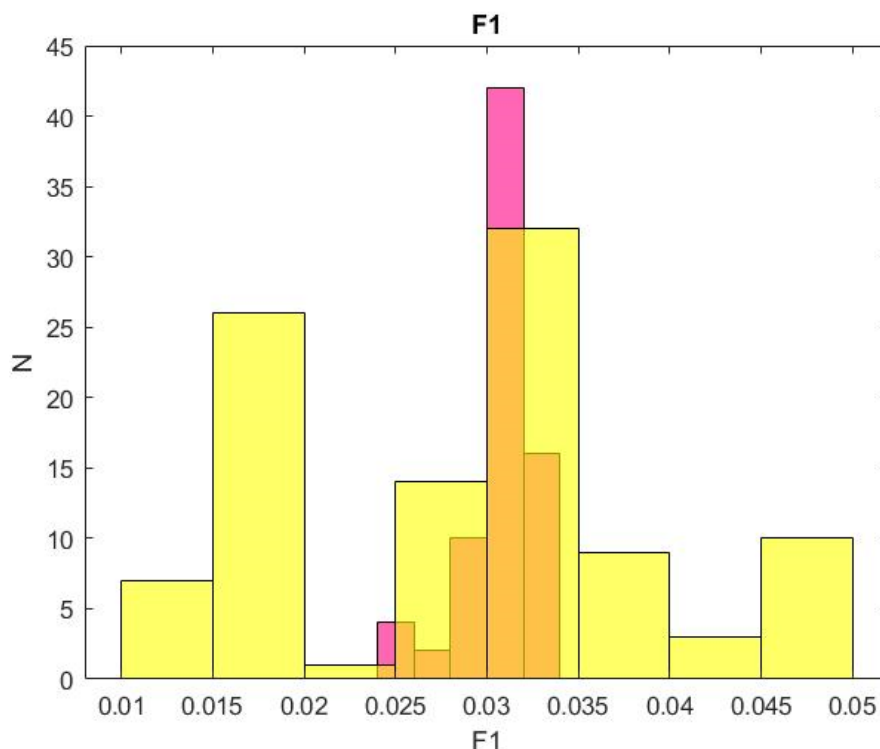


Рисунок 4.18 – Порівняння значень F1 для людей хворих на ХОЗЛ та хворих на пневмонію(жовті – ХОЗЛ, рожеві – пневмонія)

Як доповнення до проведеного нами аналізу, було порівняно пікове значення першої($biF1$) та другої ($biF2$) бічастоти для кожного з видів сигналу, результати записали у таблицю 4.5 (вибірка з 5 значень для кожного з видів сигналу).

З отриманих результатів можна побачити, що для біспектру сигналів бронхіту значення $biF1$ та $biF2$ майже завжди рівні, на відміну від сигналів здорових людей чи ХОЗЛ, для яких ці значення відрізняються. Це спостереження ми можемо віднести до ще однієї відмінної риси біспектру сигналів людей, що хворі на бронхіт.

Також, було помічено, що для пневмонії значення першої бічастоти майже завжди ненульове, в той час як значення другої бічастоти завжди дорівнює нулю. Це є ще однією ознакою, що суттєво відрізняє пневмонію від ХОЗЛ.

Таблиця 4.5 – Значення першої та другої бічастот для піків біспектру

Здорові		ХОЗЛ		Бронхіт		Пневмонія	
biF1	biF2	biF1	biF2	biF1	biF2	biF1	biF2
0.0273437	0	0.051757	0.036132	0.036132	0.050257	0.0527	0
0.02930	0	0.02832	0.035156	0.035156	0	0.0322	0
0.0585937	0.037109	0.01757	0	0	0.009765	0.0303	0
0.0332031	0	0.015625	0.0380859	0.038085	0.01362	0.0303	0
0.0341796	0.032226	0.034179	0.0371093	0.037109	0	0.0264	0

4.2 Аналіз звуків легень за допомогою мел-частотних кепстральних коефіцієнтів

4.2.1 Математичне підґрунтя

Мел-частотні кепстральні коефіцієнти(MFCC) - це представлення, яке визначається як реальний кепстр віконного короткочасного сигналу, отриманого з FFT цього сигналу. Відмінність від реального кепстру полягає в тому, що використовується нелінійна частотна шкала, яка апроксимує поведінку слухової системи.

Враховуючи ДПФ вхідного сигналу

$$X_a[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-\frac{j2\pi nk}{N}}, 0 \leq k < N \quad (4.19)$$

Де $x[n]$, $0 \leq n < N$ – вхідний сигнал у дискретному вигляді.

Визначаємо банк фільтрів з M фільтрами ($m = 1, 2, \dots, M$), де фільтр m -трикутний фільтр, заданий:

$$H_m[k] = \begin{cases} 0 & k < f[m-1] \\ \frac{2(k-f[m-1])}{(f[m+1]-f[m-1])(f[m]-f[m-1])} & f[m-1] \ll k \ll f[m] \\ \frac{2(f[m+1]-k)}{(f[m+1]-f[m-1])(f[m+1]-f[m])} & f[m] \ll k \ll f[m+1] \\ 0 & k > f[m+1] \end{cases} \quad (4.20)$$

Такі фільтри обчислюють середній спектр навколо кожної центральної частоти зі збільшенням ширини смуги пропускання, і вони показані на рис.

4.19

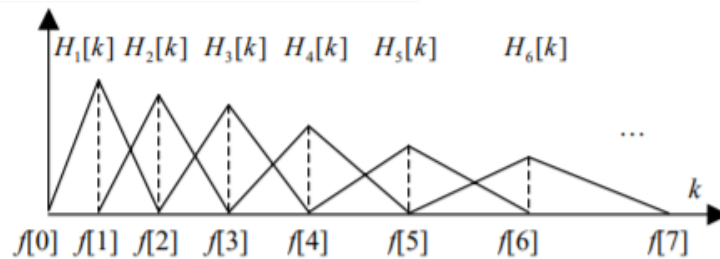


Рисунок 4.19 – Трикутні фільтри, що використовуються при обчисленні мел-кепстру з використанням рівняння (4.20).

Крім того, фільтри можуть бути обрані в якості

$$H_m[k] = \begin{cases} 0 & k < f[m-1] \\ \frac{(k-f[m-1])}{(f[m]-f[m-1])} & f[m-1] \ll k \ll f[m] \\ \frac{(f[m+1]-k)}{(f[m+1]-f[m])} & f[m] \ll k \ll f[m+1] \\ 0 & k > f[m+1] \end{cases} \quad (4.21)$$

Що задовольняє $\sum_{m=0}^{M-1} H'_m[k] = 1$. Мел-кепстр обчислюється за допомогою $H_m[k]$ або $H'_m[k]$ буде відрізнятися постійним вектором для всіх вхідних сигналів, тому вибір стає неважливим при використанні в системі розпізнавання мови, яка навчалася з тими ж фільтрами.

Давайте визначимо f_1 і f_h як найнижчі і найвищі частоти банку фільтрів В Гц, F_s - частоту дискретизації В Гц, M - Кількість фільтрів і N - розмір FFT. Граничні точки $f[m]$ рівномірно розподілені за шкалою mel:

$$f[m] = \left(\frac{N}{F_S}\right) B^{-1} \left(B(f_1) + m \frac{B(f_h) - B(f_1)}{M + 1} \right) \quad (4.22)$$

де мел-масштаб B задається рівнянням:

$$B(f) = 1125 \ln(1 + f/700) \quad (4.23)$$

а B^{-1} є його зворотнім:

$$B^{-1}(b) = 700 \left(\exp\left(\frac{b}{1125}\right) - 1 \right) \quad (4.24)$$

Потім ми обчислюємо логарифмічну енергію на виході кожного фільтра як:

$$S[m] = \ln[\sum_{k=0}^{N-1} |X_a[k]|^2 H_m[k]^2] \quad (4.25)$$

Тоді мел-частотний кепстр є дискретним косинусним перетворенням виходів M фільтра:

$$c[n] = \sum_{m=0}^{N-1} S[m] \cos\left(\pi n \left(m + \frac{1}{2}\right) / M\right), \quad 0 \leq n < M \quad (4.26)$$

де M варіюється для різних реалізацій від 24 до 40. Для розпізнавання мови зазвичай використовуються тільки перші 13 коефіцієнтів cepstrum. Важливо відзначити, що представлення MFCC більше не є гомоморфним перетворенням. Це було б так, якби порядок підсумовування і логарифмів в рівнянні (4.25) був звернений назад:

$$S[m] = \sum_{k=0}^{N-1} \ln(|X_a[k]|^2 H_m[k]), \quad 0 \leq m < M \quad (4.27)$$

Однак на практиці представлення MFCC приблизно гомоморфно для фільтрів, що мають гладку передавальну функцію. Перевага представлення MFCC з використанням (4.25) замість (4.27) полягає в тому, що енергії фільтрів більш стійкі до шуму і помилок спектральної оцінки. Цей алгоритм широко використовується в якості вектора ознак для систем розпізнавання мови.[44]

4.2.2 Методика та результати дослідження

Даний метод був реалізований за допомогою середовища Matlab. Після застосування до респіраторних сигналів аналізу, методом мел-частотного кепстру, було досліджено наступні параметри: 12 мел-частотних кепстральних коефіцієнтів(починаючи з 2-го по 13-й), а також логарифмічну енергію кожного з сигналів.

Для кожного з параметрів 257569 значень, з яких 18550 значень відповідають здоровим пацієнтам, 18550 пацієнтам з бронхітом, 18660 пацієнтам із ХОЗЛ та 201808 значень відповідають хворим на пневмонію.

Для кожного з параметрів були побудовані гістограми порівняння для значень хворих пацієнтів зі здоровими. На основі побудованих гістограм були виділено деякі закономірності.

Перший мел-кепстральний коефіцієнт було замінено на логарифмічну енергію, через його низьку інформативність, тому далі коефіцієнти, для зручності, позначались відповідно їх порядкового номеру у даній роботі, наприклад, другий мел-кепстральний коефіцієнт позначений як Coeff1, третій – Coeff2, і так далі.

Для бронхіту діапазон значень другого коефіцієнту значно більший $[0 - 9e-3]$, ніж для здорових людей, та хворих на ХОЗЛ і пневмонію $[0 - 3e-3]$.

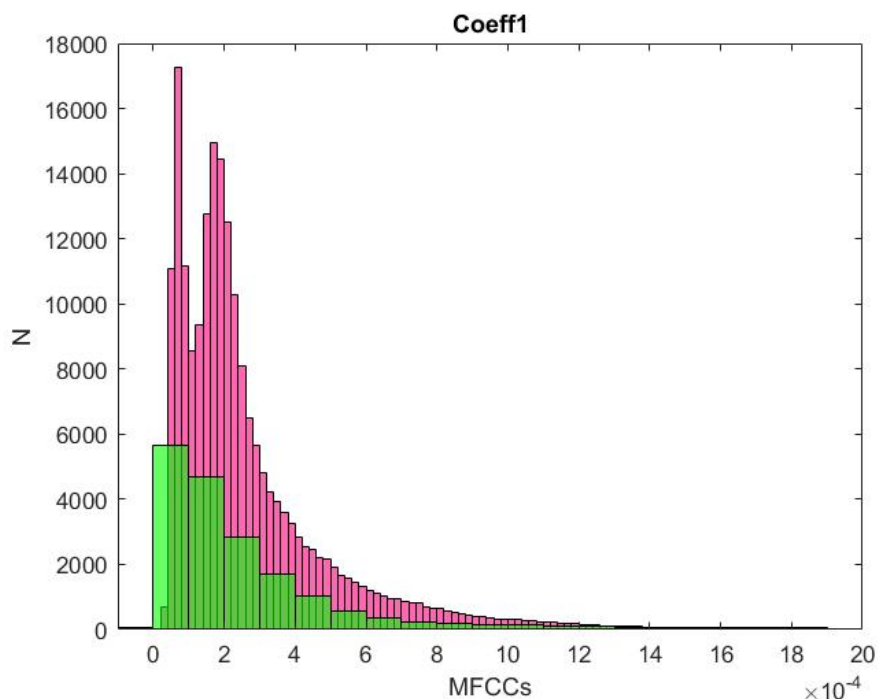


Рисунок 4.20 – Порівняння значень другого мел-кепстрального коефіцієнту для здорових людей та хворих на пневмонію(зелені – здорові, рожеві – пневмонія)

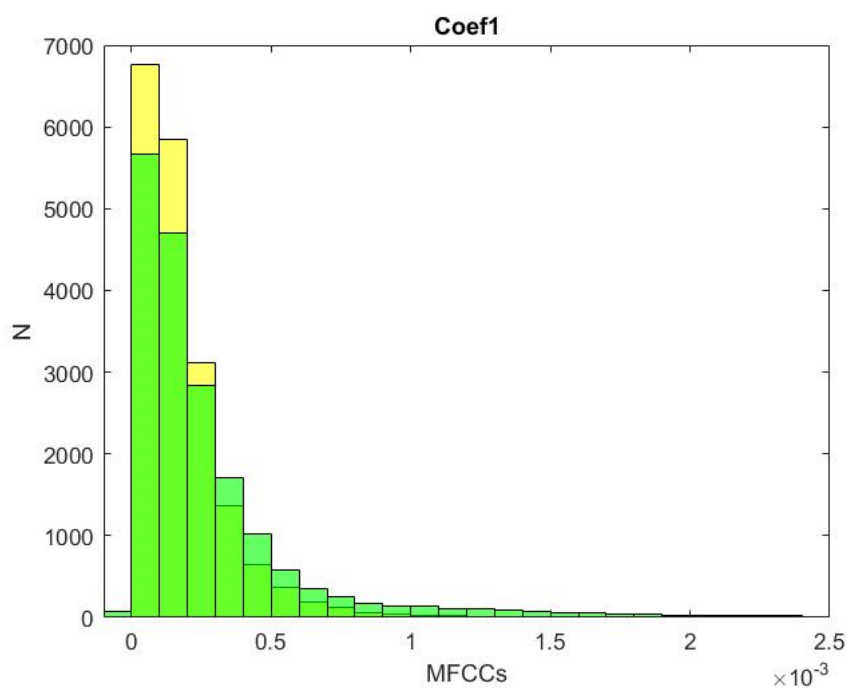


Рисунок 4.21 – Порівняння значень другого мел-кепстрального коефіцієнту для здорових людей та хворих на ХОЗЛ(зелені – здорові, жовті – ХОЗЛ)

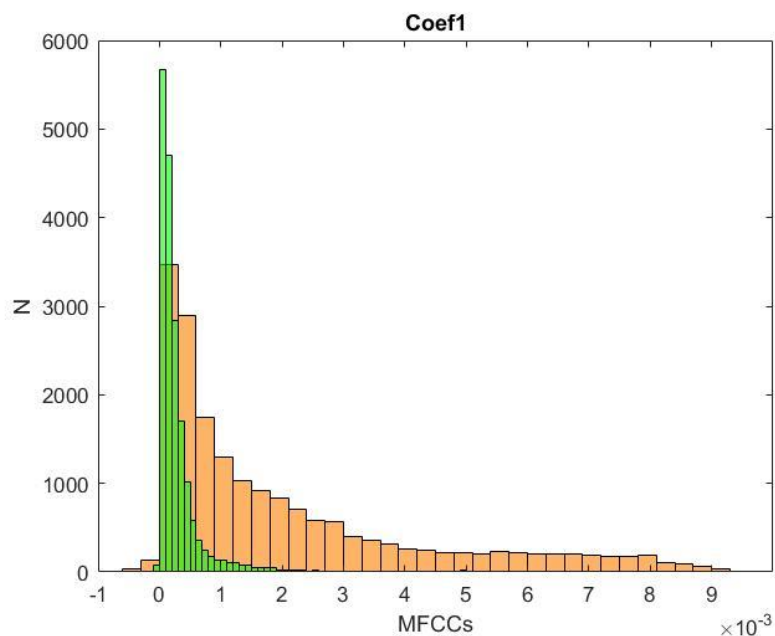


Рисунок 4.22 – Порівняння значень другого мел-кепстрального коефіцієнту для здорових людей та хворих на бронхіт(зелені – здорові, помаранчеві – бронхіт)

Діапазон значень третього коефіцієнту для бронхіту також значно більший $[0 - 6e-3]$, ніж у інших сигналів $[0 - 15e-4]$. Далі подібна закономірність для сигналів бронхіту буде повторюватись для кожного з коефіцієнтів.

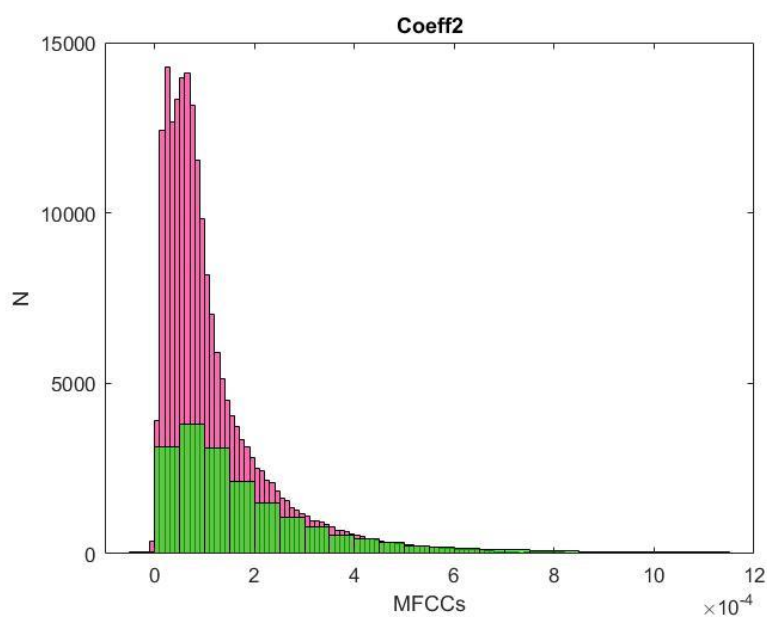


Рисунок 4.23 – Порівняння значень третього мел-кепстрального коефіцієнту для здорових людей та хворих на пневмонію(зелені – здорові, рожеві – пневмонія)

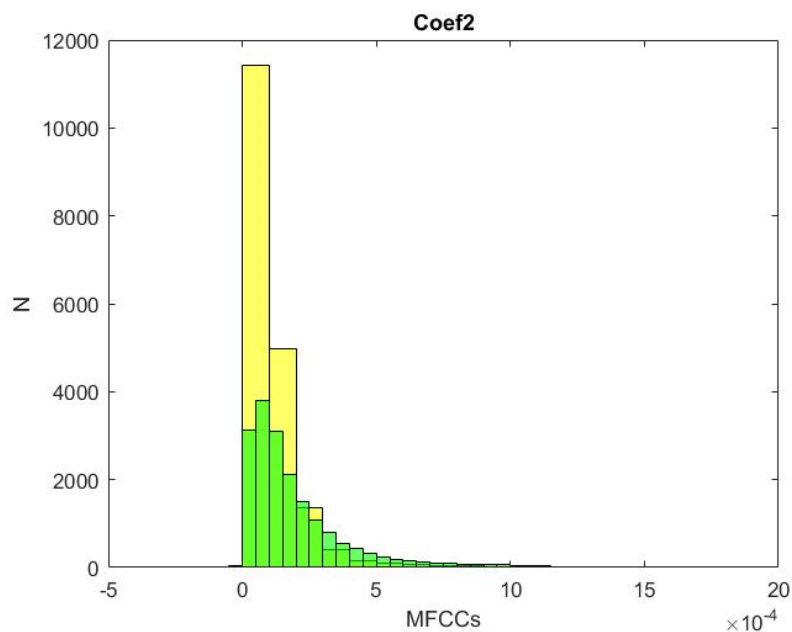


Рисунок 4.24 – Порівняння значень третього мел-кепстрального коефіцієнту для здорових людей та хворих на ХОЗЛ(зелені – здорові, жовті – ХОЗЛ)

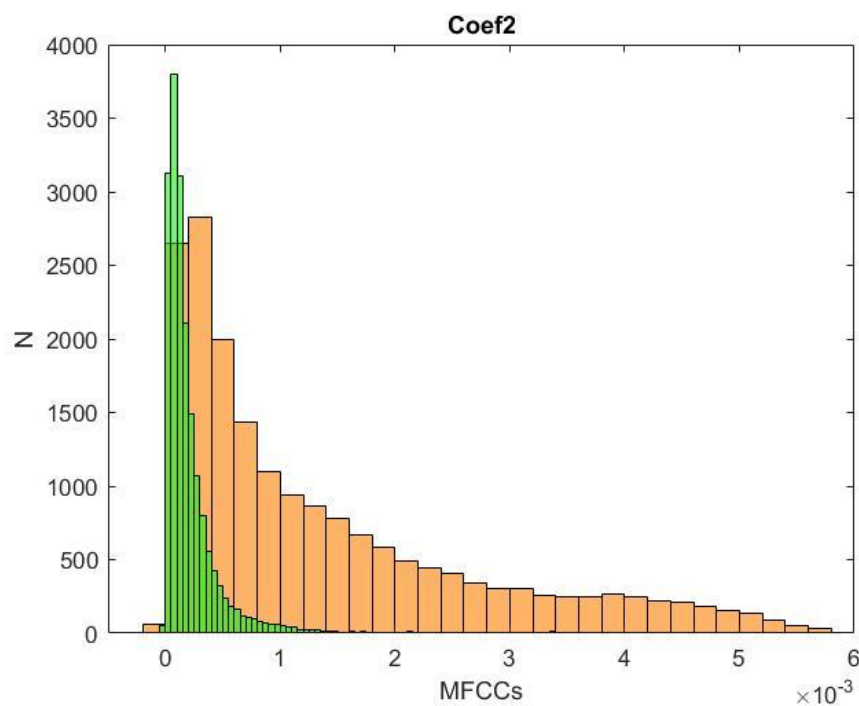
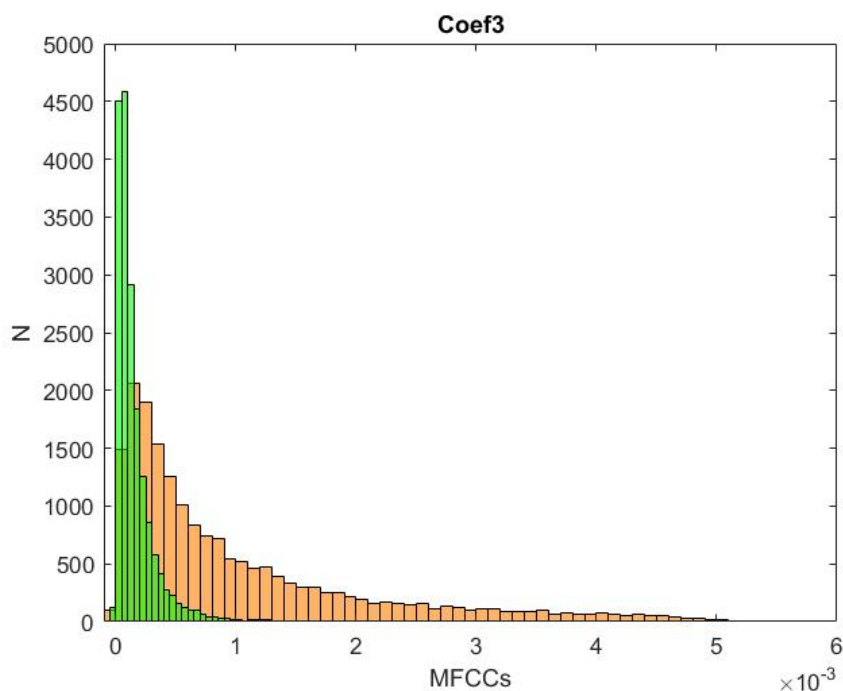


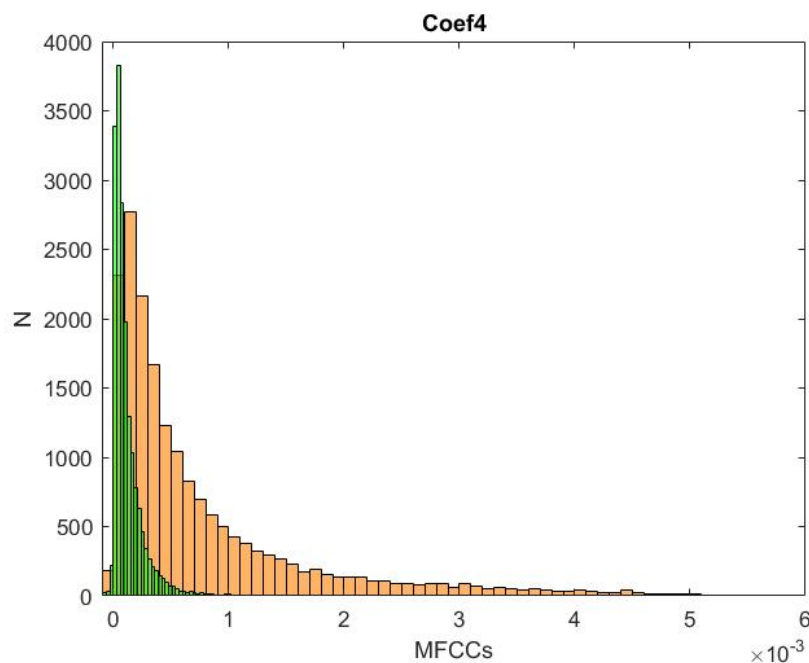
Рисунок 4.25 – Порівняння значень третього мел-кепстрального коефіцієнту для здорових людей та хворих на бронхіт(зелені – здорові, помаранчеві – бронхіт)

Четвертий коефіцієнт: бронхіт $[0 - 5e-3]$; здорові $[0 - 1e-3]$.

П'ятий коефіцієнт: бронхіт $[0 - 5e-3]$; здорові $[0 - 8e-4]$.



а)

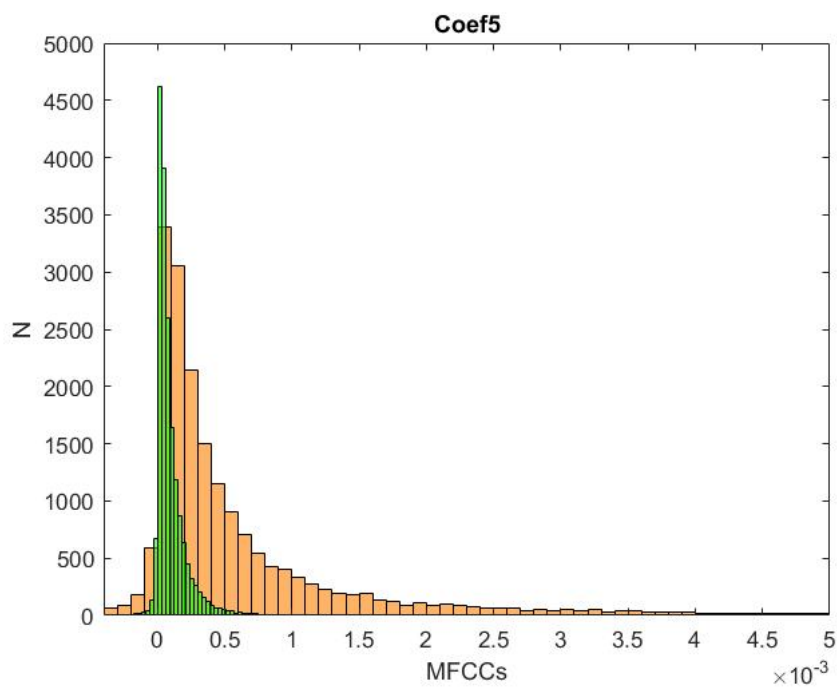


б)

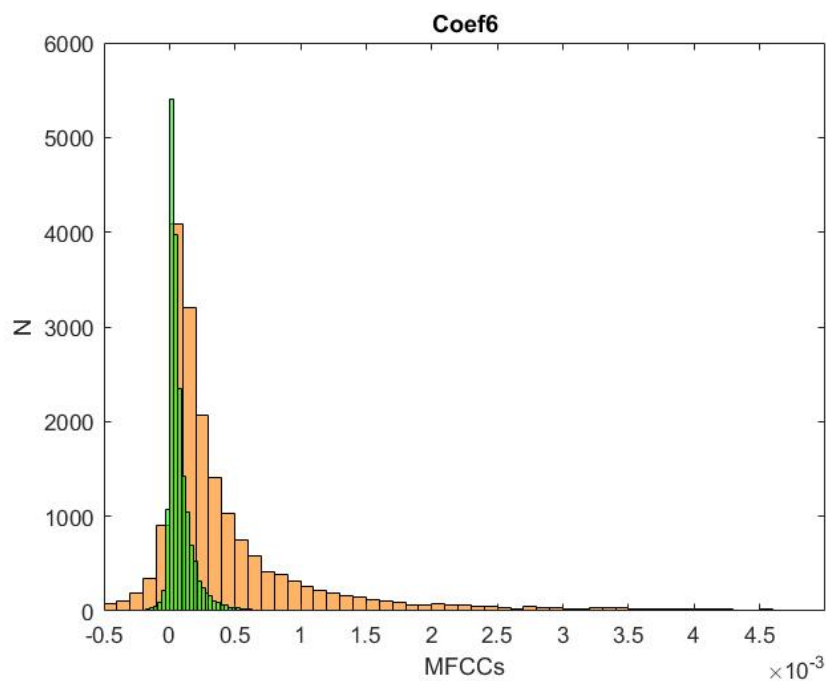
Рисунок 4.26 – Порівняння значень а) четвертого, б) п'ятого мел-кепстральних коефіцієнтів для здорових людей та хворих на бронхіт(зелені – здорові, помаранчеві – бронхіт)

Шостий коефіцієнт: бронхіт $[-4e-4 - 5e-3]$; здорові $[-2e-4 - 6e-4]$.

Сьомий коефіцієнт: бронхіт $[-5e-4 - 4e-3]$; здорові $[-2e-4 - 6e-4]$.



а)



б)

Рисунок 4.27 – Порівняння значень а) шостого, б) сьомого мел-кепстральних коефіцієнтів для здорових людей та хворих на бронхіт(зелені – здорові, помаранчеві – бронхіт)

Досліджуючи восьми мел-кепстральні коефіцієнти, окрім вищезгаданої закономірності для сигналів бронхіту, також була помічена й певна закономірність для сигналів пневмонії. Було виявлено, що діапазон значень мел-кепстральних коефіцієнтів у випадку пневмонії, починаючи із восьмого коефіцієнту, значно менший, ніж для здорових пацієнтів. Для сигналів із ХОЗЛ діапазон восьми коефіцієнтів також незначною мірою менше за сигнали здорових людей, але різниця, все ж, недостатньо суттєва, щоб виокремити це спостереження, як змістовну ознаку ХОЗЛ, до того ж дана закономірність спостерігається лише для восьмого коефіцієнту.

Бронхіт $[-5e-4 - 25e-4]$; здорові $[-1e-4 - 5e-4]$; пневмонія $[-5e-5 - 25e-5]$; ХОЗЛ $[-7e-5 - 3e-4]$.

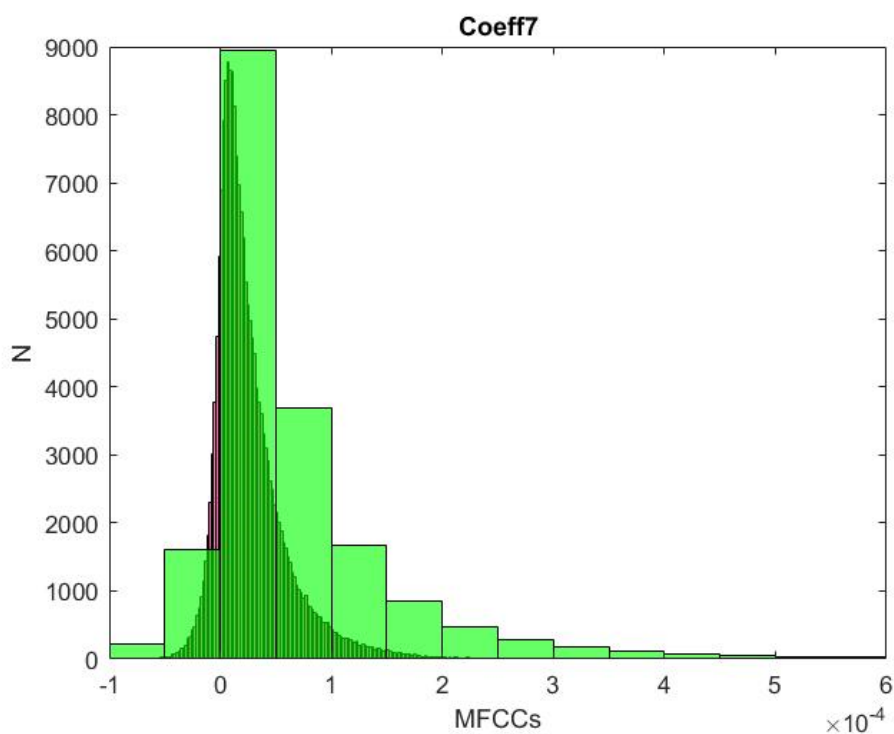


Рисунок 4.28 – Порівняння значень восьмого мел-кепстрального коефіцієнту для здорових людей та хворих на пневмонію (зелені – здорові, рожеві – пневмонія)

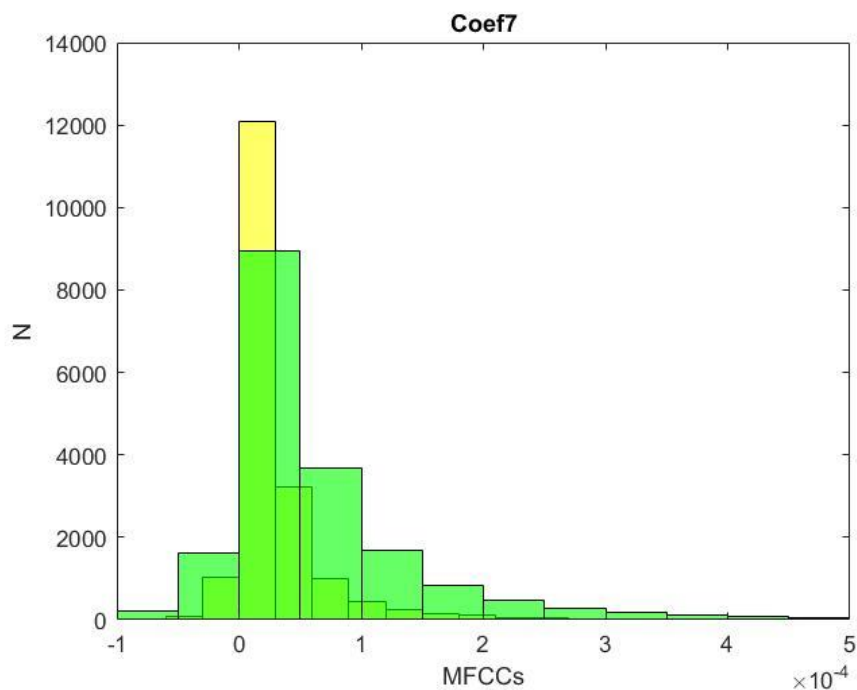


Рисунок 4.29 – Порівняння значень восьмого мел-кепстрального коефіцієнту для здорових людей та хворих на ХОЗЛ(зелені – здорові, жовті – ХОЗЛ)

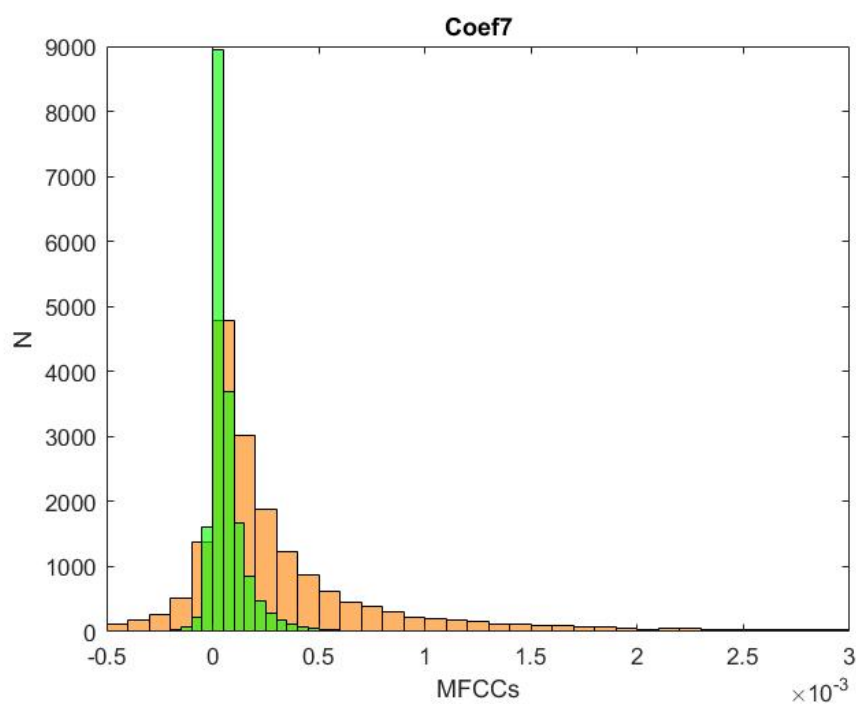
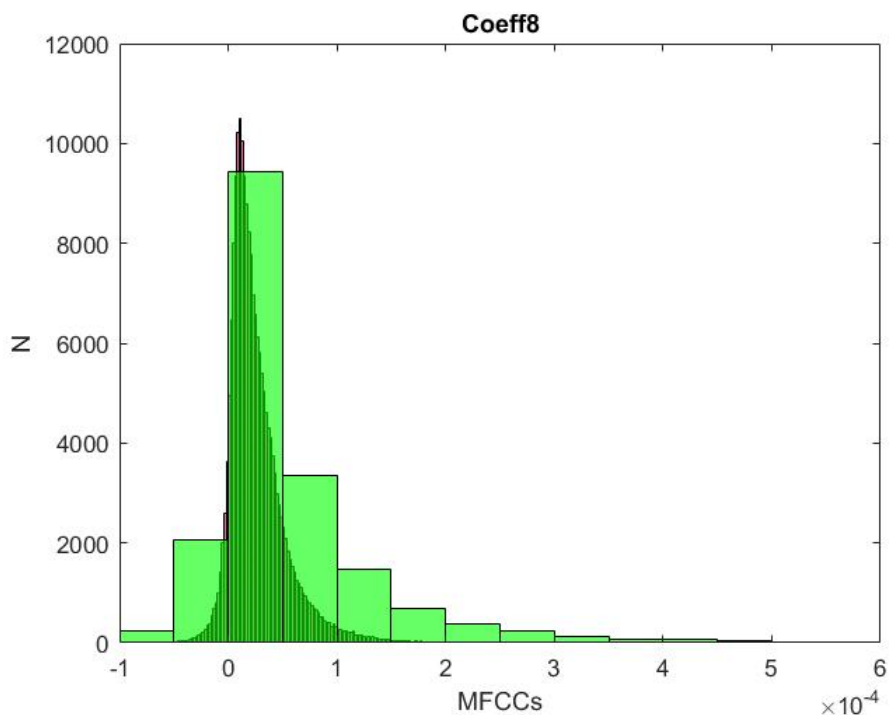
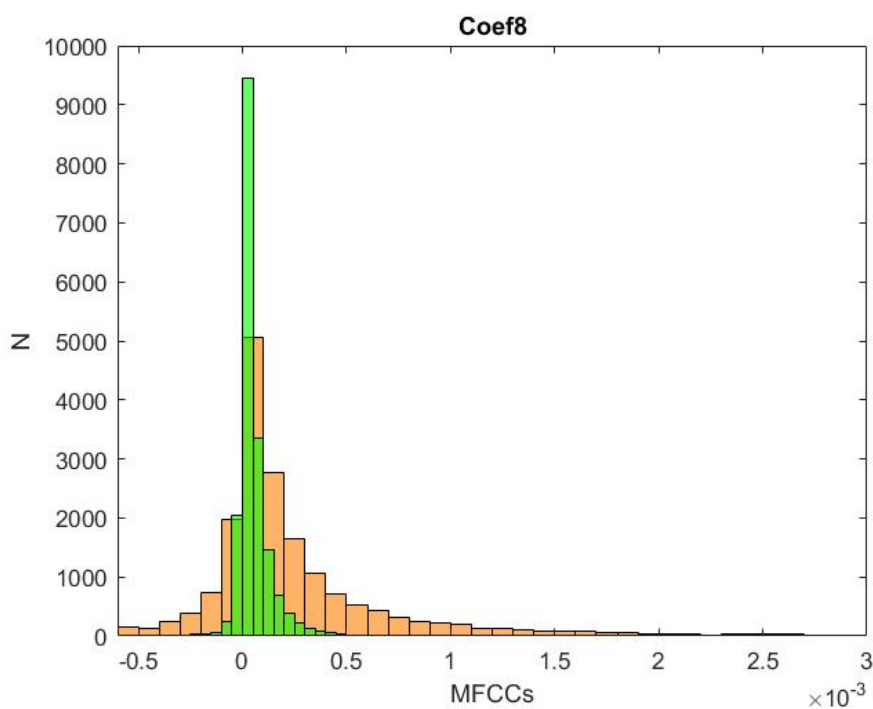


Рисунок 4.30 – Порівняння значень восьмого мел-кепстрального коефіцієнту для здорових людей та хворих на бронхіт(зелені – здорові, помаранчеві – бронхіт)

Дев'ятий коефіцієнт: бронхіт $[-5e-4 - 2e-3]$; здорові $[-1e-4 - 5e-4]$; пневмонія $[-5e-5 - 2e-4]$.



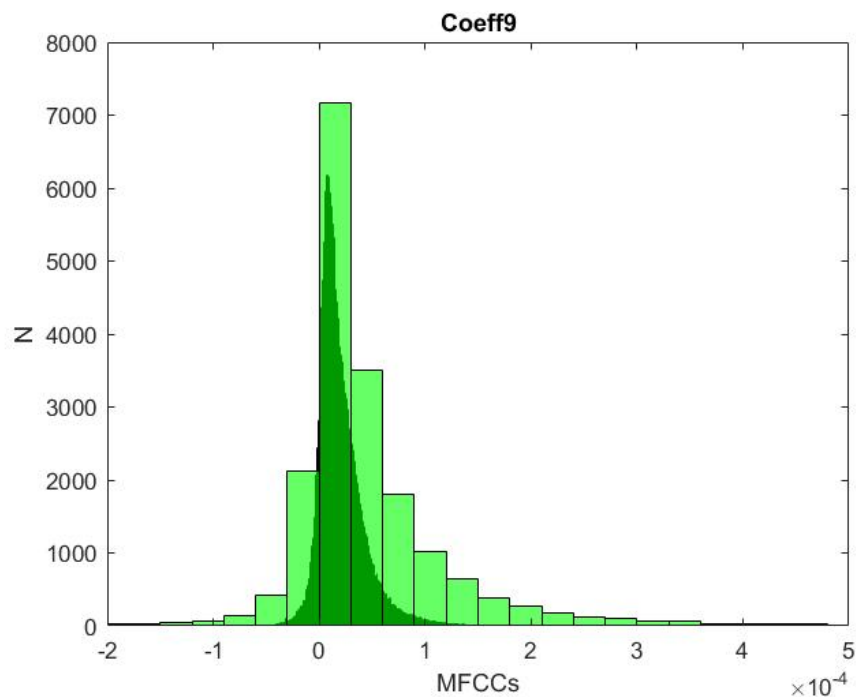
а)



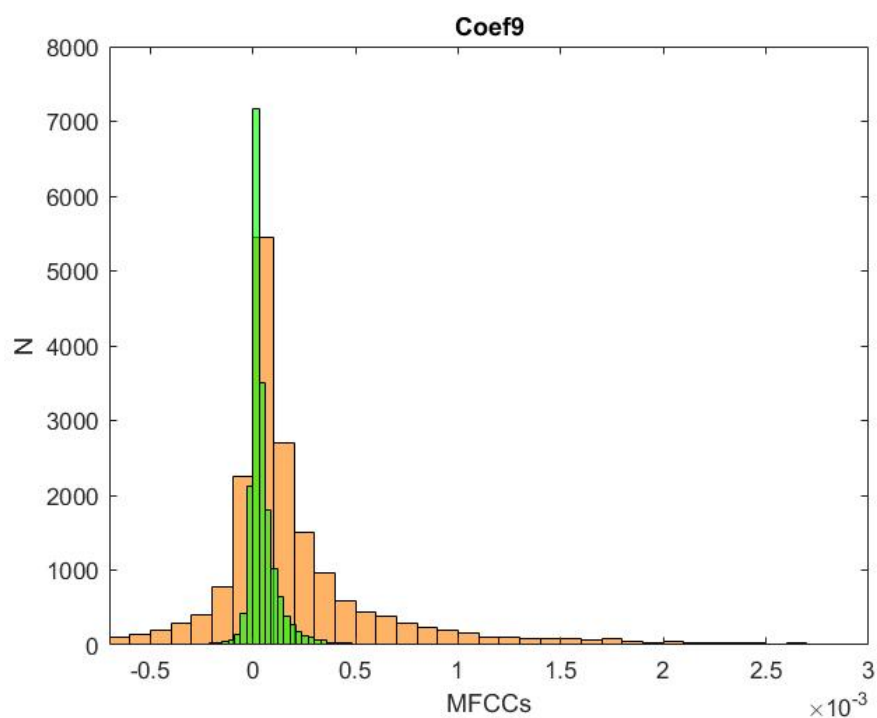
б)

Рисунок 4.31 – Порівняння значень дев'ятого мел-кепстрального коефіцієнту для здорових людей та хворих на а) бронхіт, б) пневмонію (зелені – здорові, помаранчеві – бронхіт, рожеві – пневмонія)

Десятий коефіцієнт: бронхіт $[-7e-4 - 25e-4]$; здорові $[-1e-4 - 4e-4]$; пневмонія $[-5e-5 - 15e-5]$.



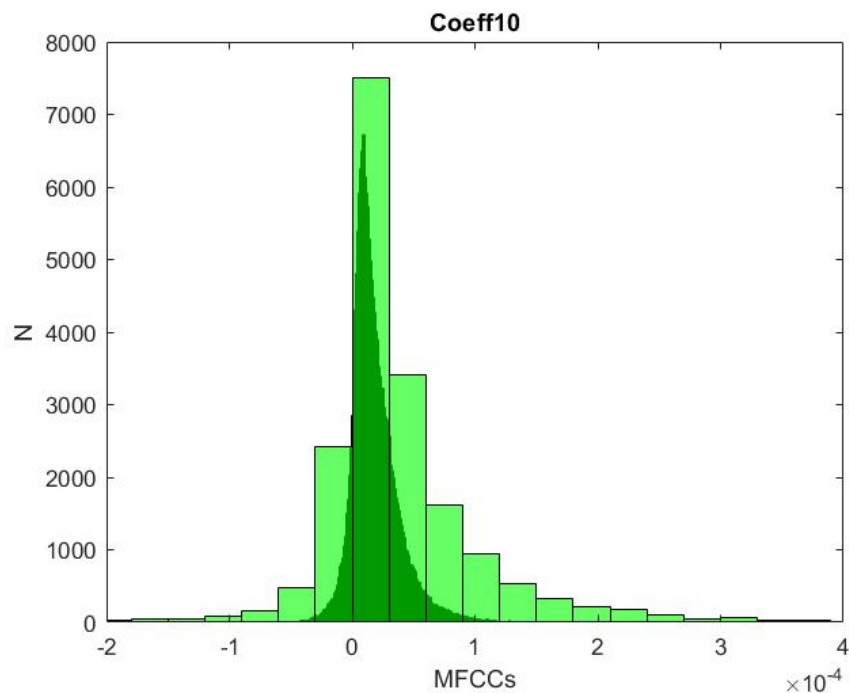
а)



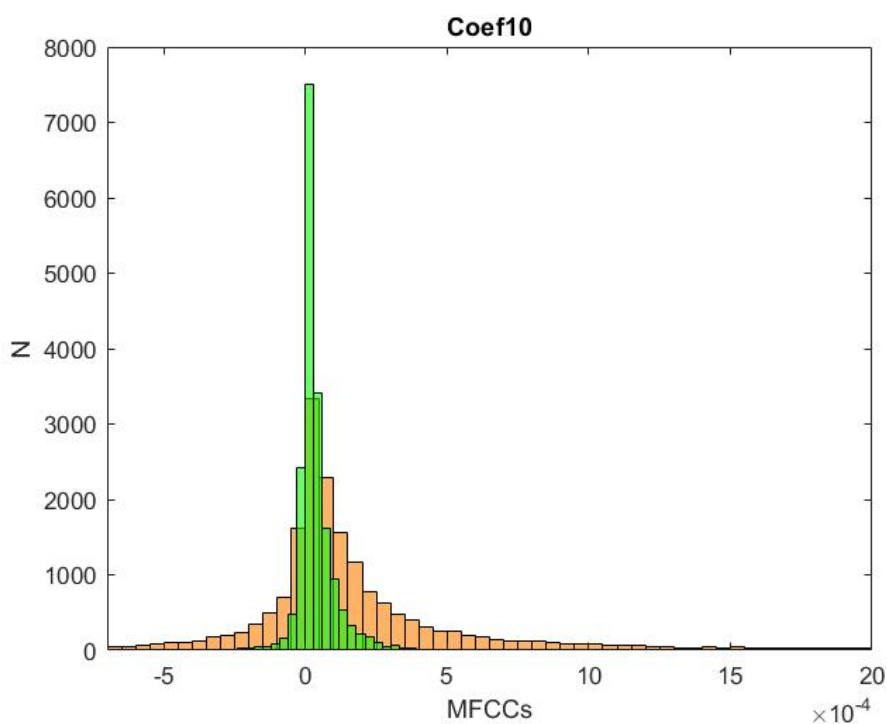
б)

Рисунок 4.32 – Порівняння значень десятого мел-кепстрального коефіцієнту для здорових людей та хворих на а) пневмонію, б) бронхіт (зелені – здорові, помаранчеві – бронхіт, рожеві – пневмонія)

Одинадцятий коефіцієнт: бронхіт $[-7e-4 - 16e-4]$; здорові $[-1e-4 - 35e-5]$; пневмонія $[-5e-5 - 15e-5]$.



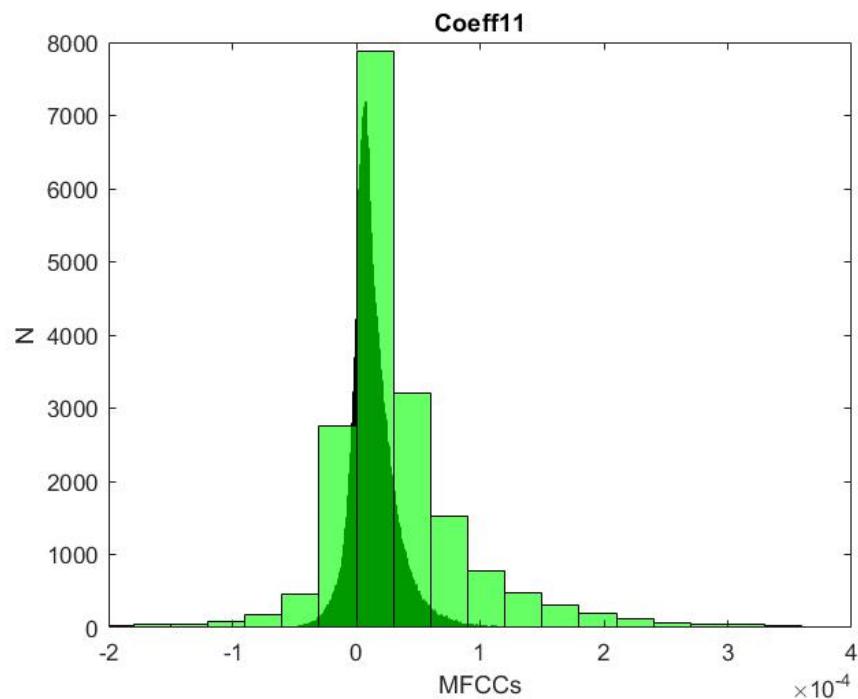
а)



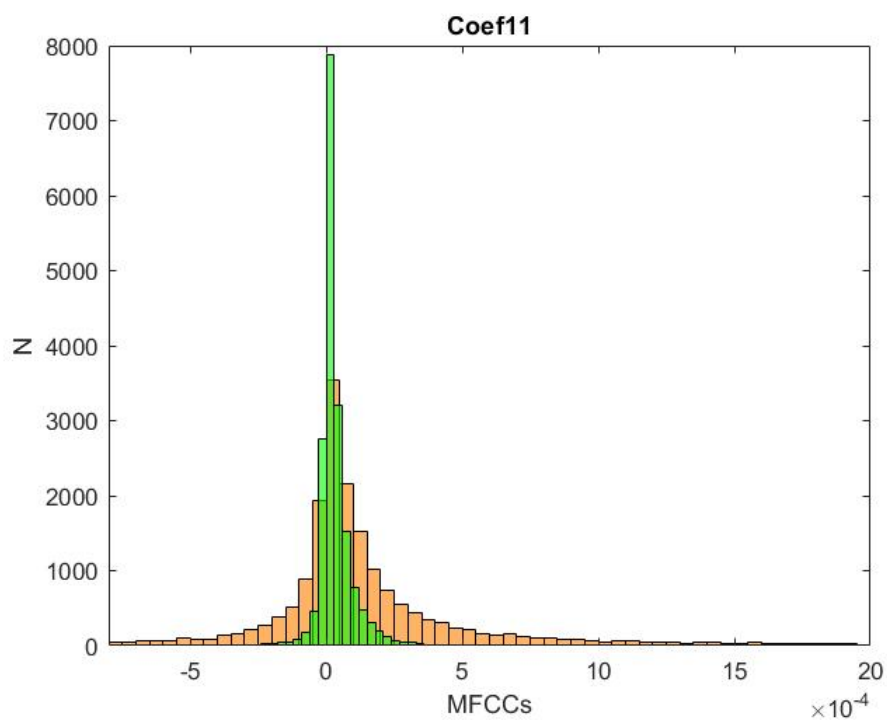
б)

Рисунок 4.33 – Порівняння значень одинадцятого мел-кепстрального коефіцієнту для здорових людей та хворих на а) пневмонію, б) бронхіт (зелені – здорові, помаранчеві – бронхіт, рожеві – пневмонія)

Дванадцятий коефіцієнт: бронхіт $[-1e-3 - 2e-3]$; здорові $[-2e-4 - 35e-5]$; пневмонія $[-6e-5 - 13e-5]$.



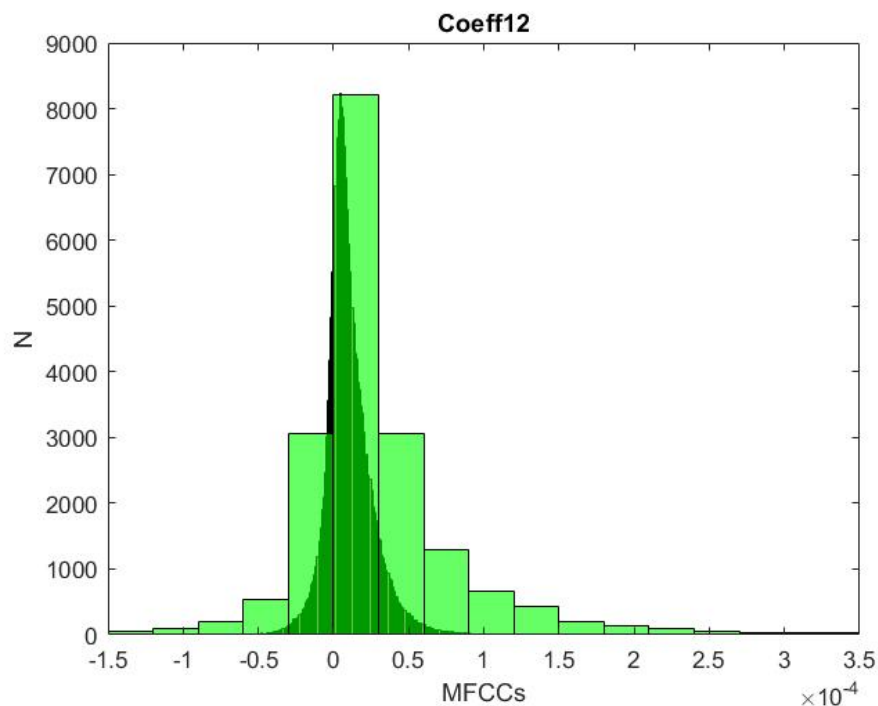
а)



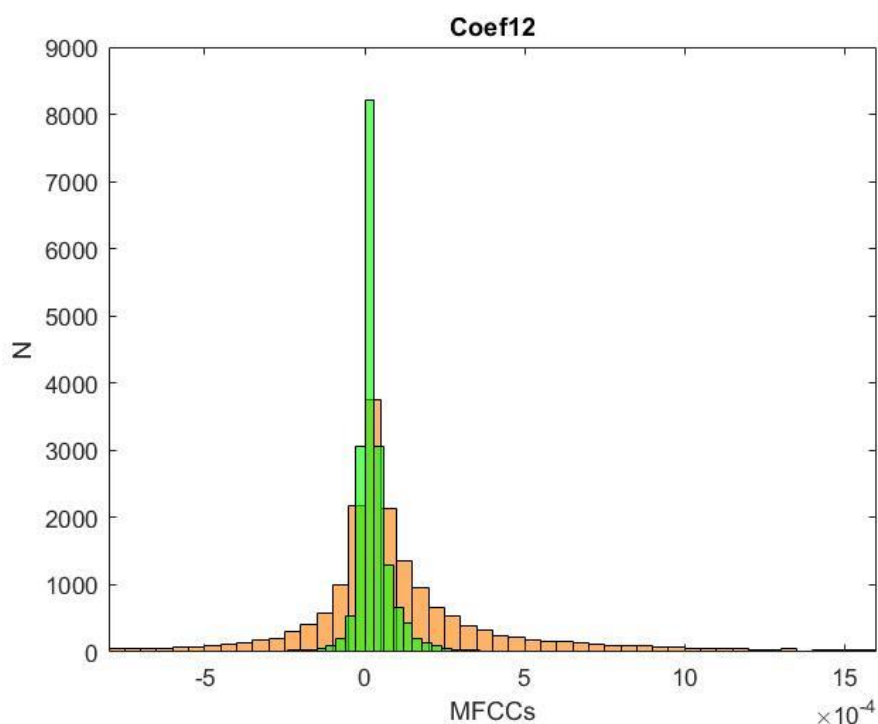
б)

Рисунок 4.34 – Порівняння значень дванадцятого мел-кепстрального коефіцієнту для здорових людей та хворих на а) пневмонію, б) бронхіт (зелені – здорові, помаранчеві – бронхіт, рожеві – пневмонія)

Тринадцятий коефіцієнт: бронхіт $[-1e-3 - 15e-4]$; здорові $[-15e-5 - 35e-5]$; пневмонія $[-6e-5 - 1e-4]$.



а)



б)

Рисунок 4.35 – Порівняння значень тринадцятого мел-кепстрального коефіцієнту для здорових людей та хворих на а) пневмонію, б) бронхіт (зелені – здорові, помаранчеві – бронхіт, рожеві – пневмонія)

Дослідження логарифмічної енергії сигналів також дали змогу відмітити деякі закономірності. Діапазон значень сигналів пацієнтів, хворих на пневмонію $[-47:-31]$ та ХОЗЛ $[-44:-34]$ відрізняється від відповідного діапазону значень для здорових людей $[-49:-37]$ і хворих на бронхіт $[-47:-38]$. А, отже, можна стверджувати, що якщо серед значень логарифмічної енергії зустрічаються значення більші за -37 , то з'являється підозра, що пацієнт хворий на пневмонію або ХОЗЛ.

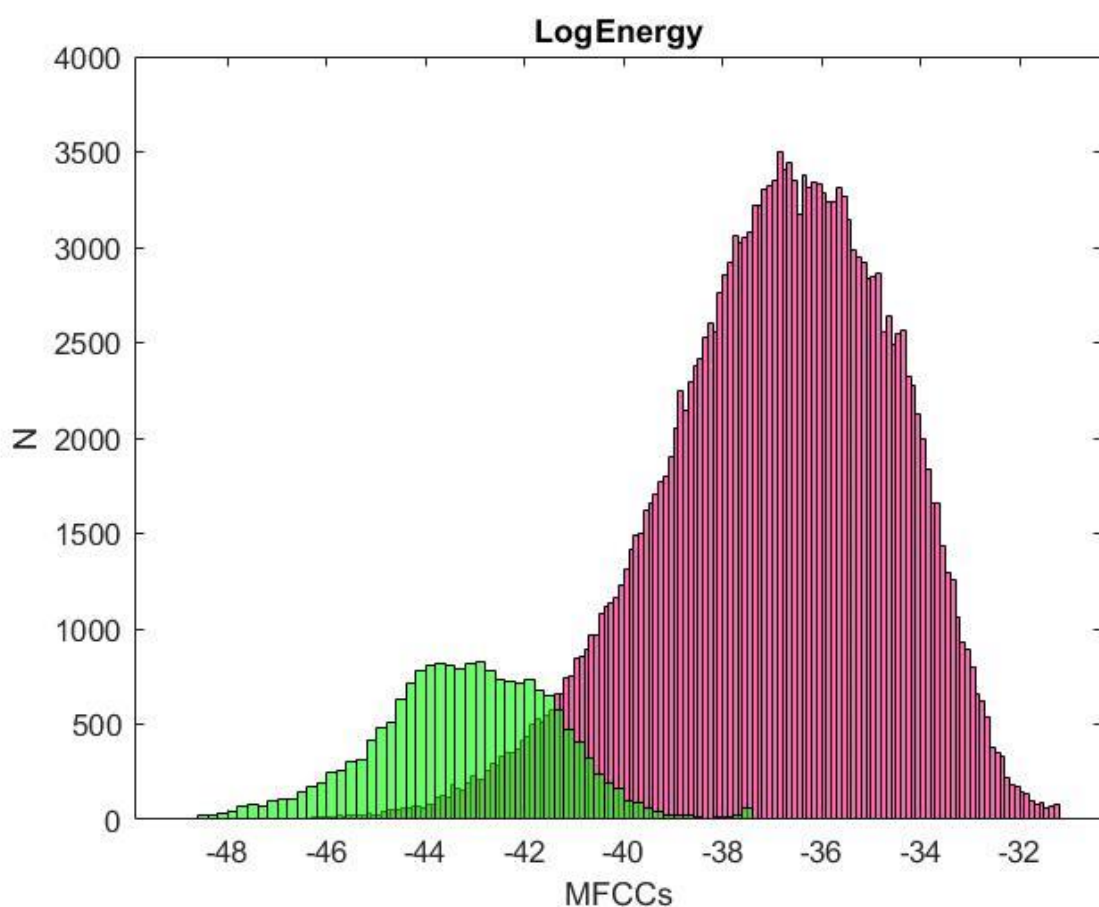


Рисунок 4.36 – Порівняння значень логарифмічної енергії для здорових людей та хворих на пневмонію(зелені – здорові, рожеві – пневмонія)

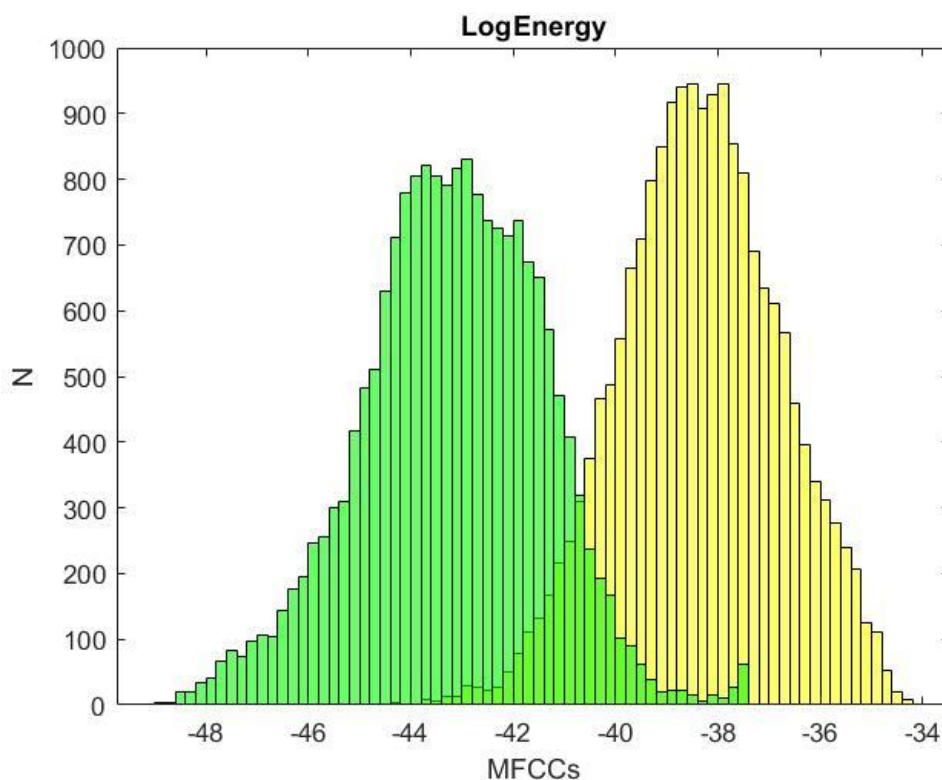


Рисунок 4.37 – Порівняння значень логарифмічної енергії для здорових людей та хворих на ХОЗЛ(зелені – здорові, жовті – ХОЗЛ)

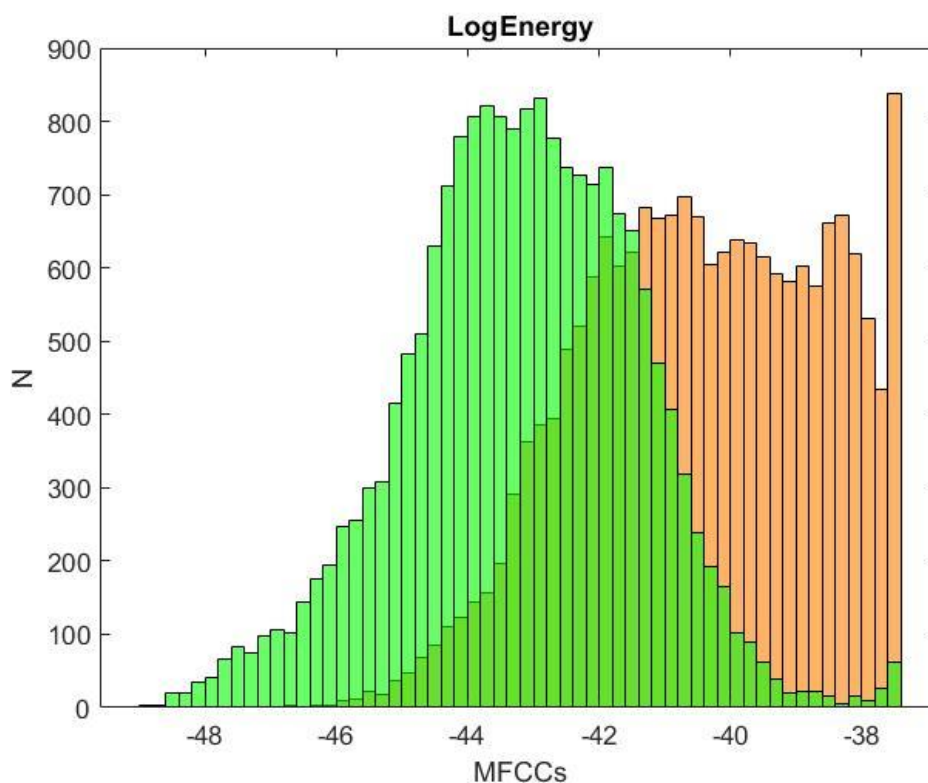


Рисунок 4.38 – Порівняння значень логарифмічної енергії для здорових людей та хворих на бронхіт(зелені – здорові, помаранчеві – бронхіт)

4.3 Розробка алгоритму для діагностики респіраторних захворювань

За допомогою виокремлених закономірностей, що були виділені після застосування до сигналів звуків дихання пацієнтів за біспектрального аналізу та аналізу з використанням мел-частотних кепстральних коефіцієнтів, було розроблено алгоритм, якого слід дотримуватися лікарю при діагностуванні пневмонії, ХОЗЛ та бронхіту, при використанні запропонованої методики.

Для діагностики бронхіту повинні виконуватись наступні умови: $\text{Coeff} > H$, $V1 < 2 \cdot V2$, $biF1 = biF2$, $QS < 0$. Було виявлено, що одразу три умови можуть свідчити про наявність у пацієнта ХОЗЛ або пневмонії: $\text{LogEn} > -37$, $V1 > 0.01$, $QK > 20$. За виконання хоча б двох із них, пацієнт ідентифікується як хворий, а далі визначається, про яке з двох захворювань іде мова. Умови, що повинні виконуватись для діагностики пневмонії: $\text{Coeff} < H$, $biF1 \neq biF2=0$, $F1(0.025-0.035)$. Відмінною рисою ХОЗЛ є виконання умови $|QS| > 0.1$.

Умова ($\text{Coeff} > H$) виконується при: $\text{Coeff1} \in [3e-3 - 9e-3]$; $\text{Coeff2} \in [15e-4 - 6e-3]$; $\text{Coeff3} \in [1e-3 - 5e-3]$; $\text{Coeff4} \in [8e-4 - 5e-3]$; $\text{Coeff5} \in [-4e-4 - -2e-4] \cup [6e-4 - 5e-3]$; $\text{Coeff6} \in [-5e-4 - -2e-4] \cup [6e-4 - 4e-3]$; $\text{Coeff7} \in [-5e-4 - -1e-4] \cup [5e-4 - 25e-4]$; $\text{Coeff8} \in [-5e-4 - -1e-4] \cup [5e-4 - 2e-3]$; $\text{Coeff9} \in [-7e-4 - -1e-4] \cup [4e-4 - 25e-4]$; $\text{Coeff10} \in [-7e-4 - -1e-4] \cup [35e-5 - 16e-4]$; $\text{Coeff11} \in [-1e-3 - -2e-4] \cup [35e-5 - 2e-3]$; $\text{Coeff12} \in [-1e-3 - -15e-5] \cup [35e-5 - 15e-4]$.

Умова ($\text{Coeff} < H$) виконується при: $\text{Coeff7} \notin [-\infty - -5e-5] \cup [25e-5 - \infty]$; $\text{Coeff8} \notin [-\infty - -5e-5] \cup [2e-4 - \infty]$; $\text{Coeff9} \notin [-\infty - -5e-5] \cup [15e-5 - \infty]$; $\text{Coeff10} \notin [-\infty - -5e-5] \cup [15e-5 - \infty]$; $\text{Coeff11} \notin [-\infty - -6e-5] \cup [13e-5 - \infty]$; $\text{Coeff12} \notin [-\infty - -6e-5] \cup [1e-4 - \infty]$.

Умова ($\text{LogEn} > -37$) виконується при $\text{LogEn} \in [-37 - -31]$.

Для більшої точності алгоритму було обраховано такі параметри, як специфічність, чутливість і точність методу для кожного звиявлених умов,

результати приведені в таблиці 4.6. Ці параметри вираховуються наступним чином:

$$\text{Специфічність} = \frac{\text{к} - \text{ть ідентифікованих здорових}}{\text{загальна к} - \text{ть здорових}} \quad (4.28)$$

$$\text{Чутливість} = \frac{\text{к} - \text{ть ідентифікованих хворих}}{\text{загальна к} - \text{ть хворих}} \quad (4.29)$$

$$\text{Точність} = \frac{\text{загальна к} - \text{ть ідентифікованих}}{\text{загальна к} - \text{ть пацієнтів}} \quad (4.30)$$

Таблиця 4.6 – Розрахунок специфічності, чутливості і точності для кожної з виокремлених умов

	Специфічність	Чутливість	Точність
Бронхіт			
Coeff > H	98.6%	96.6%	97.5%
V1 < 2*V2	80%	68.9%	78%
biF1 = biF2	68.9%	91.8%	73.3%
QS < 0	31.1%	96.7%	44%
ХОЗЛ, Пневмонія			
LogEn > -37	94.6%	89.2%	92.1%
V1 > 0.01	89.2%	81.8%	85%
QK > 20	96.4%	68.2%	80.6%
Пневмонія			
Coeff < H	93.7%	84.3%	90.4%
biF1 ≠ biF2=0	61.8%	71.6%	65.9%
F1(0.025-0.035)	37.3%	97.3%	62.5%
ХОЗЛ			
QS > 0.1	64.9%	87.3%	77.8%

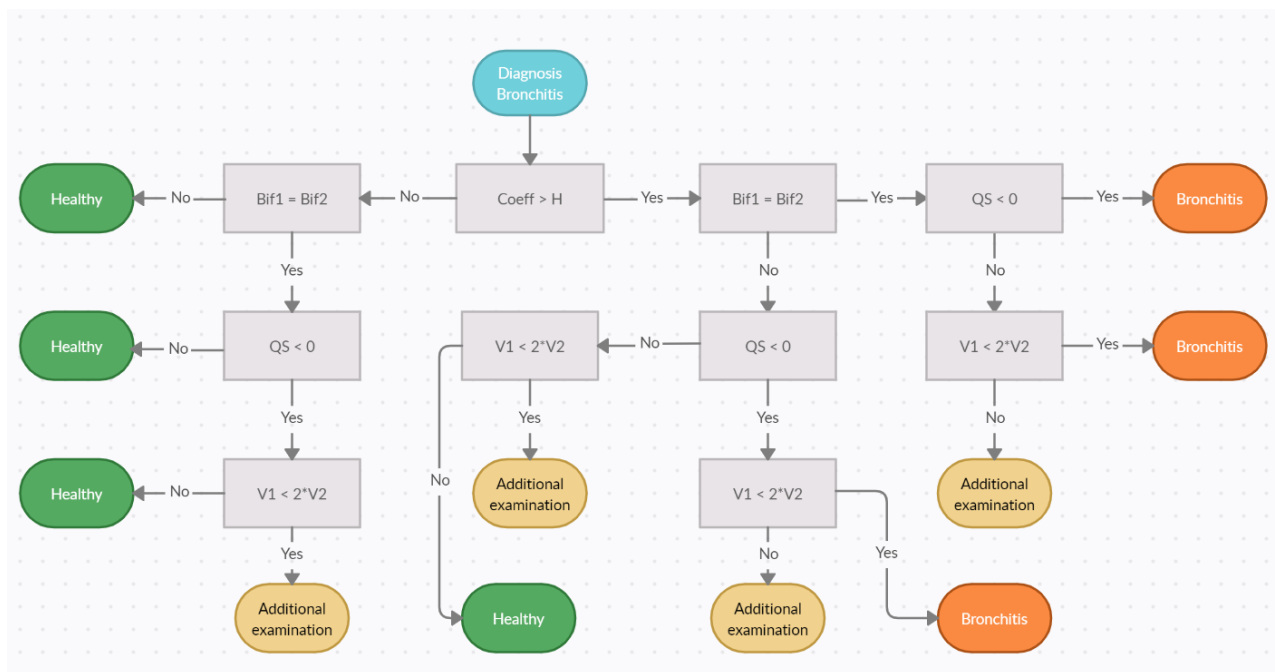


Рисунок 4.39 – Алгоритм діагностування бронхіту

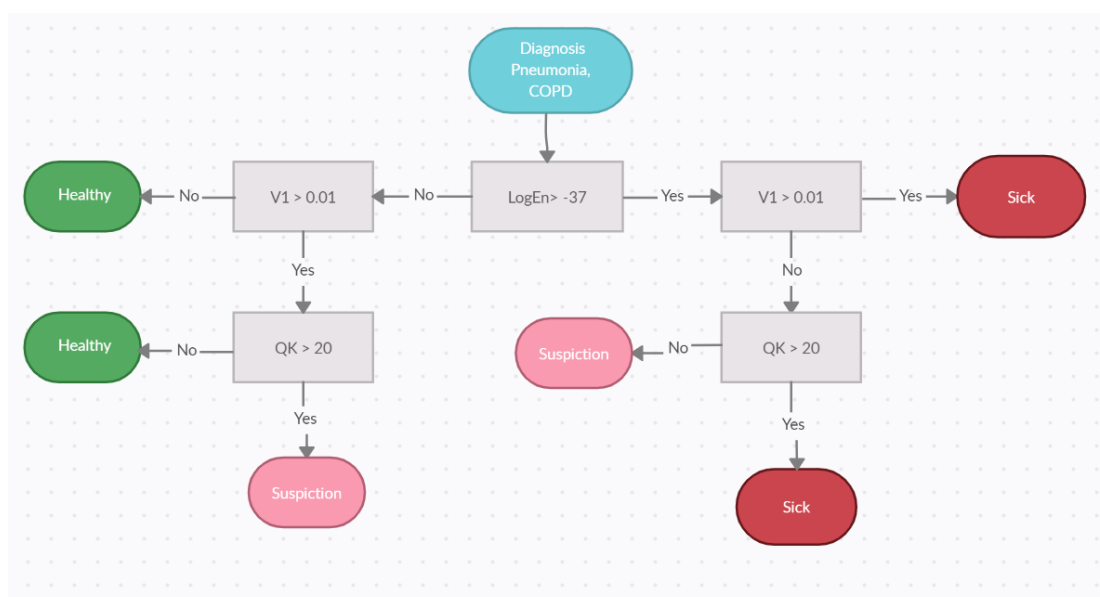


Рисунок 4.40 – Алгоритм виявлення потенційної хвороби (ХОЗЛ або пневмонії)

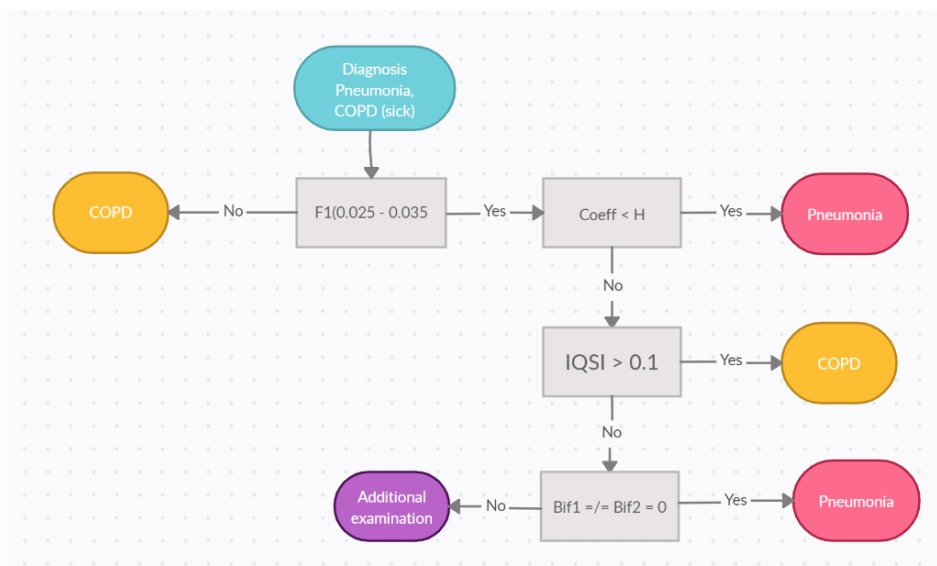


Рисунок 4.41 – Алгоритм діагностування ХОЗЛ і пневмонії, у випадку, коли при проходженні попереднього алгоритму пацієнт був ідентифікований як хворий

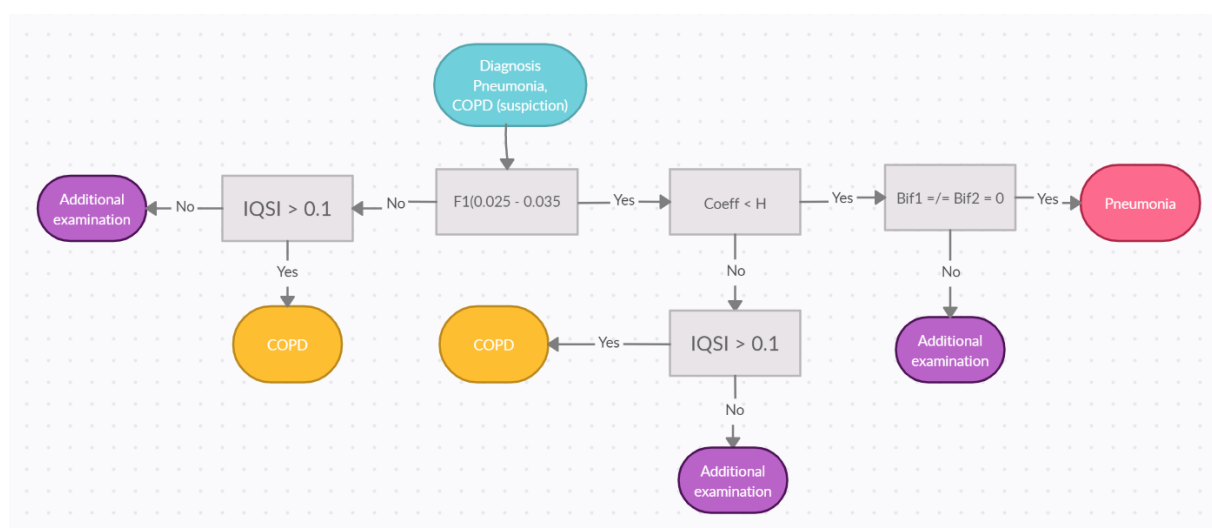


Рисунок 4.42 – Алгоритм діагностування ХОЗЛ і пневмонії, у випадку, коли при проходженні попереднього алгоритму була виявлена підозра на захворювання

У випадку діагностування бронхіту, умова $\text{Coeff} > H$ має найвищу специфічність, чутливість і точність, а тому є дуже вагомою і розглядається першою. Умови $\text{biF1} = \text{biF2}$ і $\text{QS} < 0$ мають, хоч і не найбільшу точність, але високу чутливість, а тому у випадку, якщо хоч одна з цих умов, при невиконанні першої умови, то пацієнт вважається здоровим. Якщо ж хоч одна

з цих умов, при виконанні першої, виконується, то розглядається остання умова $V1 < 2*V2$. Якщо хоча б три умови (включно із першою) з чотирьох виконуються, пацієнт ідентифікується як хворий на бронхіт. Якщо виконуються дві умови (включно із першою) з чотирьох, то пацієнт потребує додаткового обстеження іншим методом діагностики.

У випадку з ХОЗЛ та пневмонією, одразу три умови відповідають обом захворюванням, а тому алгоритм для їх діагностики було розділено на три частини. Перша частина виявляє наявність захворювання. Найбільш вагомою є умова $\text{LogEn} > -37$, тому якщо виконується навіть лише вона – це вже свідчить про підозру на захворювання. Якщо разом із першою умовою виконується й одна з двох інших ($V1 > 0.01$ або $QK > 20$), то пацієнт ідентифікується як хворий. Якщо ж перша умова не виконується, при виконання двох інших, то це свідчить лише про підозру на захворювання. Якщо ж не виконується дві умови (включно із першою), пацієнт вважається здоровим. Далі алгоритм розбивається на два класи: для пацієнтів, що ідентифіковані, як хворі, а, також, для тих, хто має підозру. Першою розглядається умова $F1(0.025-0.035)$, через її високу чутливість, адже її невиконання, фактично, виключає вірогідність виявлення пневмонії. Для хворих невиконання першої умови означає, що їх діагноз ХОЗЛ. Для тих, хто має підозру, невиконання першої умови змушує розглянути умову $|QS| > 0.1$. Якщо дана умова виконується – це свідчить про ХОЗЛ. Якщо ж ні, то пацієнт потребує додаткового обстеження іншим методом діагностики. При виконанні першої умови, перевіряється умова $\text{Coeff} < N$. Для хворих, її виконання свідчить про діагноз – пневмонія, а для пацієнтів з підозрою, для підтвердження цього діагнозу, перевіряється умова $biF1 \neq biF2=0$. За її невиконання, пацієнт потребує додаткового обстеження. У випадку невиконання умови $\text{Coeff} < N$, перевіряється умова $|QS| > 0.1$. Якщо дана умова виконується, то ставиться діагноз ХОЗЛ. У протилежному випадку, пацієнтам з підозрою необхідне додаткове дослідження, а для хворих пацієнтів

перевіряється умова $biF1 \neq biF2=0$. Якщо вона виконується, то діагноз – пневмонія. Якщо ж ні, пацієнт потребує додаткового обстеження.

4.4 Висновки до розділу 4

У 4 розділі були проаналізовані сигнали звуків легень здорових людей, хворих на ХОЗЛ, пневмонію та бронхіт, що були взяті із двох різних баз даних.

Використовувалися два види аналізу сигналів: біспектральний аналіз і аналіз методом мел-частотних кепстральних коефіцієнтів.

Використовуючи біспектральний аналіз, були проаналізовані такі параметри як V1, V2, V3(значення першого, другого та третього піків амплітуд відповідно), F1, F2, F3 (відповідні їм значення амплітуд), QS (коефіцієнт асиметрії) та QK (коефіцієнт ексцесу), а також biF1 і biF2 (значення першої та другої бічастот).

Під час аналізу методом мел-частотних кепстральних коефіцієнтів, були проаналізовані дванадцять мел-кепстральних коефіцієнтів (Coeff1, Coeff2,...,Coef12), з другого по тринадцятий, а також значення логарифмічної енергії (LogEn).

Проаналізовані параметри дали змогу вивести деякі закономірності, на основі яких було побудовано алгоритми діагностики досліджуваних хвороб, попередньо обрахувавши специфічність, чутливість і точність кожної з умов алгоритму.

Кожний з алгоритмів детально описаний у кінці розділу.

5 МАШИННЕ НАВЧАННЯ

5.1 Основні теоретичні відомості

Машинне навчання було вперше окреслене в 1959 році професором Массачусетського технологічного інституту Артуром Семюелем, визнаним піонером, як в області комп'ютерних наук, так і в області штучного інтелекту. Професор Семюел, зокрема, заявив: «Машинне навчання – це область досліджень, яка дає комп'ютерам можливість вчитися без явного програмування». По суті, він мав на увазі, що комп'ютери можуть бути запрограмовані за допомогою алгоритмів, які можуть вчитися на вхідних даних, а потім робити подальші прогнози на основі тих же даних. Це означає, що алгоритми навчання можуть бути повністю відокремлені від будь-яких заздалегідь запрограмованих або статичних алгоритмів і можуть вільно приймати рішення або прогнози, засновані на даних, шляхом побудови моделей на основі вхідних даних.

Машинне навчання використовується в багатьох сучасних додатках, включаючи фільтри спаму електронної пошти, Оптичне розпізнавання символів(OCR), текстові пошукові системи, комп'ютерне бачення та багато іншого. [45]

Коротше кажучи, Машинне навчання-це метод моделювання, який включає в себе дані. Це визначення може бути занадто коротким для початківців, щоб зрозуміти, що це означає. Отже, дозвольте мені трохи зупинитися на цьому. Машинне навчання-це метод, який обчислює «модель» з «даних». Тут дані буквально означають інформацію, таку як документи, аудіо, зображення і т.д. «Модель» – це кінцевий продукт машинного навчання.

Перш ніж ми заглибимося в модель, дозвольте мені трохи відхилитися. Чи не дивно, що визначення машинного навчання стосується тільки понять даних і моделі і не має нічого спільного з «навчанням»? Сама назва відображає те, що техніка аналізує дані і знаходить модель сама по собі, а не за допомогою

людини. Ми називаємо це «навчанням», тому що процес нагадує навчання з даними для вирішення завдання пошуку моделі. Тому дані, які Машинне навчання використовує в процесі моделювання, називаються «навчальними».

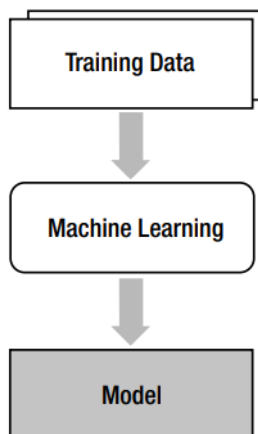


Рисунок 5.1 – Що відбувається в процесі машинного навчання

Для вирішення завдань в різних областях було розроблено безліч різних типів методів машинного навчання. Ці методи машинного навчання можна розділити на три типи в залежності від методу навчання (рис.5.2).

- * Контрольоване навчання
- * Неконтрольоване навчання
- * Навчання з підкріпленням

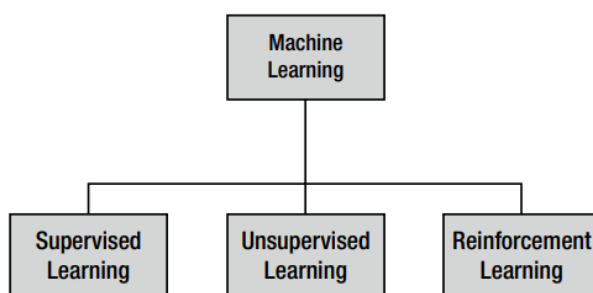


Рисунок 5.2 – Типи методів машинного навчання

Контрольоване навчання дуже схоже на процес, в якому людина навчається. Подумайте, що люди отримують нові знання, коли вирішують фізичні завдання.

1. Виберіть завдання вправи. Застосуйте поточні знання для вирішення проблеми. Порівняйте відповідь з рішенням.
2. Якщо відповідь неправильна, змініть поточні знання.
3. повторіть кроки 1 і 2 для всіх вправ.

Коли ми застосовуємо аналогію між цим прикладом і процесом машинного навчання, завдання і рішення вправ відповідають даним навчання, а знання відповідають моделі. Важливо те, що нам потрібні рішення. Це життєво важливий аспект контрольованого навчання. Його назва навіть має на увазі репетиторство, в якому вчитель дає рішення учням для запам'ятовування.

При контрольованому навчанні кожен навчальний набір даних повинен складатися з вхідних і правильних вихідних пар. Правильний вихід - це те, що модель повинна зробити для даного входу.

{ input, correct output }

Навчання в контрольованому навчанні – це серія переглядів моделі для зменшення різниці між правильним виходом і виходом з моделі для того ж самого входу. Якщо модель ідеально навчена, вона буде виробляти правильний висновок, відповідний вхідним даним з навчальних даних.

На відміну від цього, навчальні дані неконтрольованого навчання містять тільки вхідні дані без правильних вихідних.

{ input }

На перший погляд може здатися важким зрозуміти, як тренуватися без правильних результатів. Однак багато методів цього типу вже розроблені. Неконтрольоване навчання зазвичай використовується для дослідження характеристик даних та їх попередньої обробки. Ця концепція схожа на студента, який просто сортує проблеми по конструкції і атрибутам і не вчиться їх вирішувати, тому що немає відомих правильних результатів.

Навчання з підкріпленням використовує Набори вхідних даних, деякі вихідні дані і оцінку в якості навчальних даних. Він зазвичай використовується, коли потрібна оптимальна взаємодія, наприклад, контроль і гра.

{ input, some output, grade for this output } [46]

Системам розпізнавання образів у біомедичних експертних системах притаманна наступна функціональна схема (рис. 5.3). Вхідні дані, що в загальному випадку реєструються з пацієнта та підлягають подальшому розпізнаванню, подаються на вхід системи і піддаються попередній обробці з метою їх перетворення в необхідний для наступного етапу вигляд. Під час попередньої обробки відбувається придушення паразитних складових досліджуваного сигналу. При кодуванні інформації для передачі каналом зв'язку попередня обробка включає також стиснення-відновлення даних.

На етапі аналізу створюється формальний опис біомедичного сигналу пацієнта, який називається образом сигналу. Образ несе в собі інформацію, яка є найбільш істотною з точки зору якості прийняття рішення при класифікації. Крім того, створення формального опису пов'язано з процедурою подальшої редукції даних, яка на відміну від стиснення даних в процесі попередньої обробки ґрунтується не на надмірності інформації, а на оцінці корисності інформації для правильної класифікації. Це етап виділення з усієї множини ознак найбільш інформативних, характерних для певного захворювання ознак.

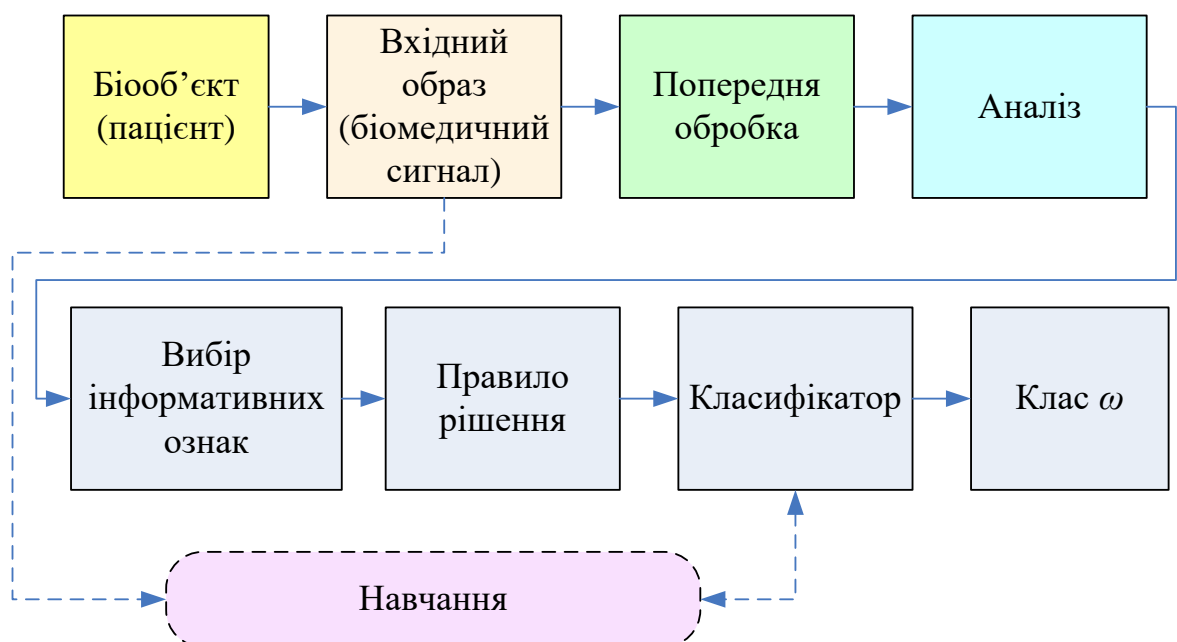


Рисунок 5.3 – Функціональна схема системи розпізнавання образів [47]

Прогнозування – це те, як Ви визначаєте нове вихідне значення, використовуючи певні вхідні дані за допомогою моделі, яка пов'язує вихідні дані з вхідними. Можливо, найпростіший предиктор – це похила пряма, що проходить через початок x-y-графіка. Це легко моделюється рівнянням, що графічно показано на рис. 5.4.

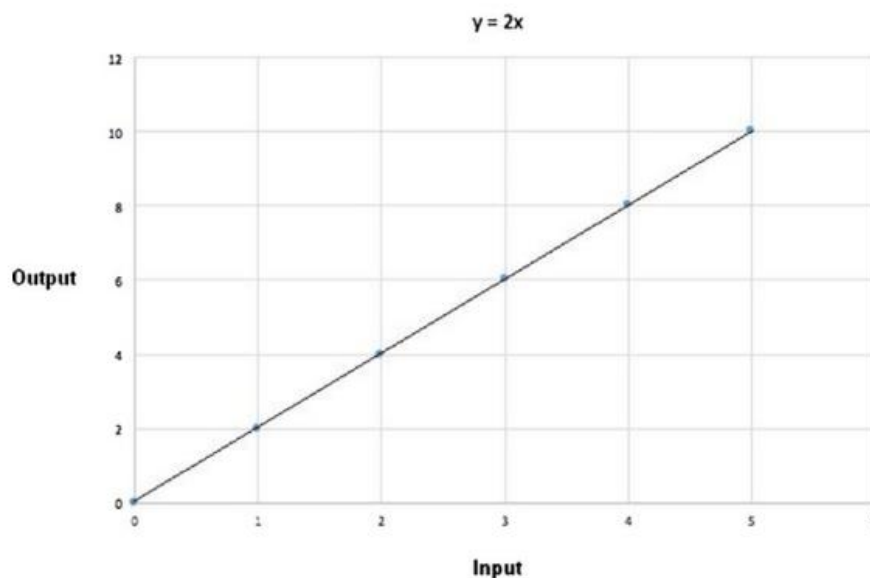


Рисунок 5.4 – Графік $y = 2 \cdot x$

Існує кілька прихованих обмежень, що використовують цей предиктор. По-перше, це допустимий діапазон вхідних значень. На рис. 5.4 показані п'ять вихідних значень, відповідних п'яти відповідним вхідним значенням в діапазоні від 0 до 10. Зазвичай можна припустити, що вхідні значення не обмежені цим же діапазоном, але моделі в реальному світі можуть мати обмеження, наприклад, дозволені тільки невід'ємні числа.

Крім того, хоча рівняння лінійне в межах зони побудови графіка, немає ніякої гарантії, що реальна модель не стане нелінійною, якщо вхідні значення перевищать певне значення.

Як ви, напевно, визначили, корисне передбачення так само добре, як і модель, що використовується в прогнозуванні. Реалістичні моделі, як правило, набагато складніше, ніж просте прямолінійне рівняння, тому що моделювання

поведінки реального світу є складною справою. Тепер прийшов час розглянути класифікацію, яка так само важлива, як і передбачення.

Класифікація – її обговорення починається з викладу гіпотетичної ситуації, коли необхідно класифікувати обраний вид грибів. Зверніть увагу, що обговорювані гриби є чистою вигадкою, тому будь-які мікологи (експерти з грибів) в моїй читацькій аудиторії не повинні відповідати.

Припустимо, є два види грибів: один смачний і неотруйний, а інший отруйний і явно неїстівний. Вони виглядають майже однаково; однак їстівна різновид більше і менш щільна, тоді як отруйна різновид менше і щільніше. Для класифікації цих видів грибів використовуються два параметри або вхідних значення: вага в грамах і окружність крони (або капелюшки) в міліметрах (мм.).

Щільність – це похідний параметр, який при необхідності може бути визначений з двох основних вимірювань ваги і окружності. Рис. 5.5 являє собою діаграму розсіювання x-y вибірки обох типів грибів.

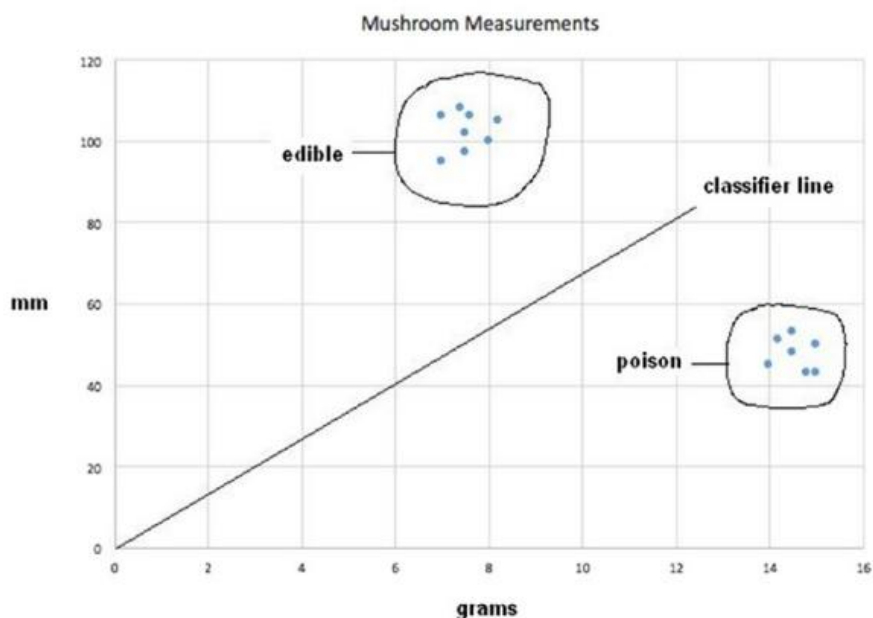


Рисунок 5.5 – Точкова діаграма грибів

На Рис. 5.5 були обведені всі точки даних для обох типів грибів і поміщено похилу розділову лінію, позначену класифікаційною лінією. Ця лінія чітко розділяє дві групи, як ви легко можете бачити, але проблема

залишається в тому, як найкраще аналітично визначити лінію занурення. Лінійне рівняння має точно таку ж форму, як показано на рис. 5.4, але в узагальненій формі, де замість 2 – «m».

Давайте спробуємо $m = 2$ для початкового значення і подивимося, що вийде. Рис. 5.6 показує результат.

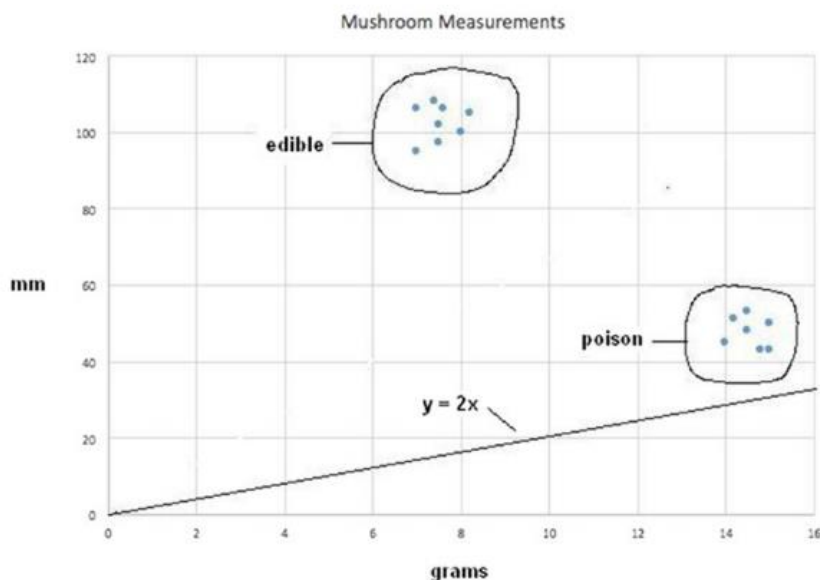


Рисунок 5.5 – Точкова діаграма грибів з класифікаційною лінією $y = 2 \cdot x$

Очевидно, що це незадовільний результат, оскільки обидва кластери точок даних знаходяться по одній і тій же стороні лінії, що доводить, що цей конкретний вибір для m не може служити корисним класифікатором.

Що необхідно, так це точний спосіб визначення m , відмінний від використання сліпого ручного підходу до випробувань і помилок. Цей підхід є початком процесу машинного навчання.

Спочатку потрібно встановити те, що відомо як набір навчальних даних, який буде використовуватися для оцінки того, наскільки добре працює функція класифікатора. Ці дані є просто точкою даних з кожного кластера.

Data Point #	Grams (x)	mm (y)	Mushroom type
1	15	50	poisonous
2	8	100	edible

Рисунок 5.6 – Навчальні дані

Підставляючи значення x для точки даних 1 в рівняння $y = mx + 2$, отримуємо значення 30 для y замість 100, яке є істинним або цільовим значенням. Різниця в +20 відома як значення помилки. Він повинен бути зведений до мінімуму, щоб отримати працездатний Класифікатор. Збільшення нахилу лінії класифікатора-єдиний спосіб мінімізувати помилку. Давайте використовуємо символ Δ для позначення зміни нахилу, ϵ для помилки і y_t для бажаного цільового значення. Таким чином, помилка буде:

$$\epsilon = y_t - y \quad (5.1)$$

Розгорніть попереднє рівняння з припущенням, що Δ приймає значення, що дозволяє досягти y_t , і отримаємо наступне:

$$\epsilon = y_t - y = (m + \Delta)x - mx \quad (5.2)$$

$$\epsilon = y_t - y = \Delta x \quad (5.3)$$

$$\epsilon/x = \Delta \quad (5.4)$$

Включення початкових пробних значень дає значення Δ :

$$\Delta = \frac{20}{15} = 1.3333 \quad (5.5)$$

Нове значення для m тепер дорівнює $1.3333 + 2$, або 3.3333 , і, отже, переглянуте лінійне рівняння класифікатора:

$$y = 3,3333 * x \quad (5.6)$$

Включення попереднього значення для тренувального значення x , або 15, тепер дає бажане цільове значення 50. На рис. 5.7 показана переглянута лінія класифікатора на діаграмі розсіювання.

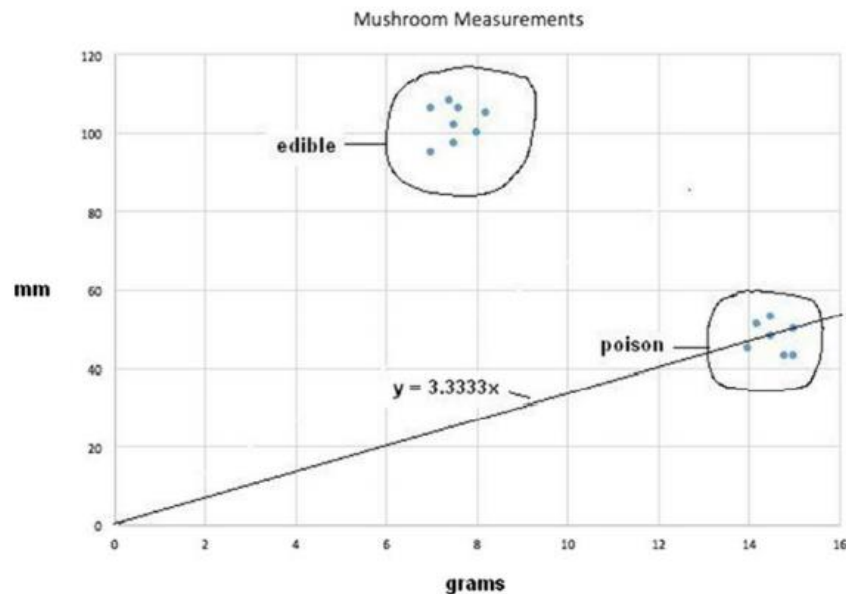


Рисунок 5.7 – Переглянута лінія класифікатора $y = 3,3333 * x$

Хоча переглянута лінія класифікатора дещо покращила класифікацію, все ще існують точки даних отруйних грибів або на лінії, або над нею, що все ще робить цю лінію класифікатора незадовільною.

Тепер давайте використовуємо точку даних № 2 з цим переглянутим рядком класифікатора і подивимося, що вийде. Використання значення $x = 8$ дає значення y , рівне 26,664. Тепер фактичне значення точки даних y дорівнює 100, що означає, що $\epsilon = 100 - 26.664 = 73.336$. Знову переглянуте значення m може бути розраховане наступним чином:

$$m = \frac{73,336}{8} + 3,3333 = 12,5 \quad (5.7)$$

Включення навчального значення x , яке дорівнює 8, тепер дає бажане цільове значення 50. На рис. 5.8 показана нещодавно переглянута лінія класифікатора на діаграмі розсіювання.

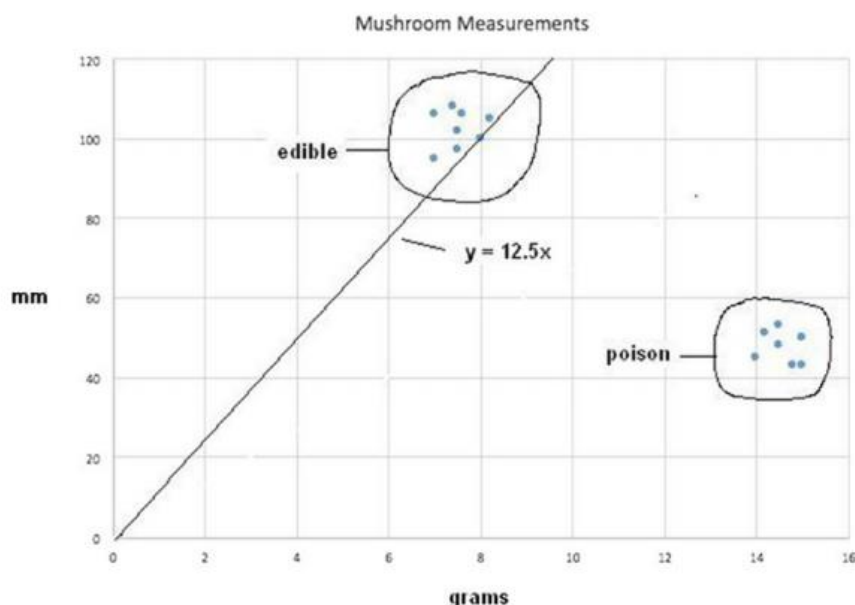


Рисунок 5.8 – Переглянута лінія класифікатора $y = 12,5x$

Хоча ця переглянута лінія класифікатора дійсно відокремлює всі їстівні гриби від отруйних, вона незадовільна: все ще можуть бути деякі їстівні гриби, помилково відкинуті, тому що вони впали трохи нижче лінії. Однак тепер існує більш серйозна проблема, оскільки всі точки навчання були вичерпані. Якщо повернутися назад і повторно використовувати попередню точку номер 1, вона повернулася б до лінії класифікатора у $x = 3.3333$. Це відбувається тому, що процедура не враховує вплив будь-яких попередніх точок даних; тобто немає пам'яті. Спосіб обійти це-ввести концепцію швидкості навчання, яка пом'якшує зміни, щоб вони не перескакували в крайності, що і відбувається в даний час.

Стандартний символ, який використовується в АІ для швидкості навчання, - η (грецька буква Eta). Швидкість навчання-це простий множник, який використовується в рівнянні для Δ :

$$\eta \epsilon / x = \Delta \quad (5.8)$$

Встановлення $\eta = 0,5$ є розумним початком, якщо застосовується лише половина оновлення. Для вихідної точки даних Новий $\Delta = 0,5 * 1,333 = 0,667$. Таким чином, нова лінія класифікатора має значення $y = 2.667 x$.

Для точки даних 2 нова лінія класифікатора дорівнює $y = 6,25 x$, використовуючи нову швидкість навчання η . На рис. 5.9 показана результуюча діаграма розсіювання для цієї нової лінії класифікатора.

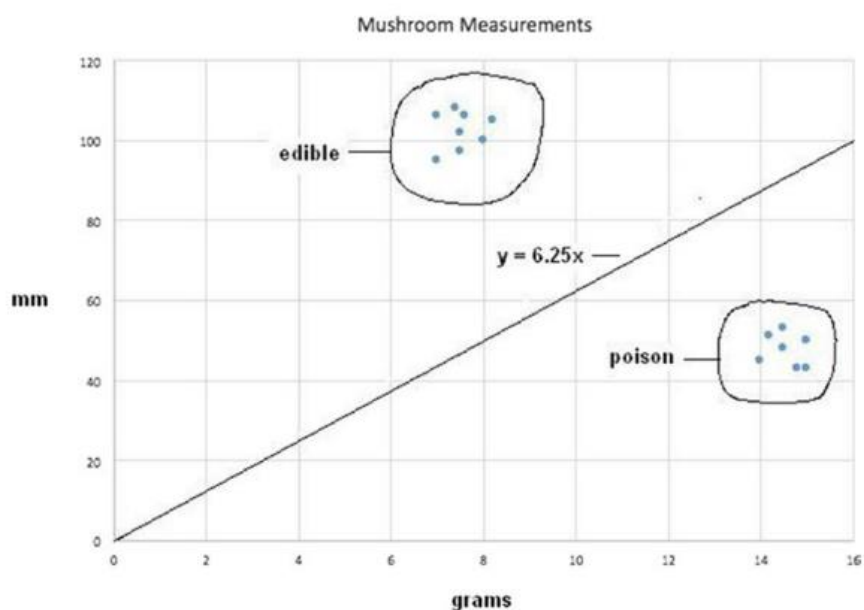


Рисунок 5.9 – Переглянута лінія класифікатора $y = 6,25 * x$

На рис. 5.9 показана чудова лінія класифікатора, яка правильно розділяє два типи грибів, зводячи до мінімуму ймовірність помилкової класифікації. [45]

5.2 Класифікатори

5.2.1 Древа рішень

Деревовидні методи розбивають простір об'єктів на безліч прямокутників, а потім поміщають в кожен з них просту модель (наприклад, константу). Вони концептуально прості, але потужні.

Розглянемо регресійну задачу з безперервним відгуком Y і входами X_1 і X_2 , кожен з яких приймає значення в одиничному інтервалі. На верхній лівій панелі рис. 5.10 показано розбиття простору об'єктів лініями, паралельними координатним осям. У кожному елементі розбиття ми можемо моделювати Y з іншою константою. Однак є проблема: хоча кожна лінія розбиття має простий опис, наприклад $X_1 = c$, деякі з результуючих областей важко описати.

Щоб спростити завдання, ми обмежимося рекурсивними двійковими розбиттями, подібними до того, що показано на верхній правій панелі рис. 5.10., спочатку ми розділимо простір на дві області і змоделюємо відгук за середнім значенням Y в кожній області.

Ми вибираємо змінну і розділену точку для досягнення найкращої підгонки. Потім одна або обидві ці області поділяються ще на дві області, і цей процес триває до тих пір, поки не буде застосовано деяке правило зупинки. Наприклад, на верхній правій панелі рис. 5.10 спочатку було розділення на $X_1 = t_1$. Тоді область $X_1 \leq t_1$ розщеплюється при $X_2 = t_2$, а область $X_1 > t_1$ розщеплюється при $X_1 = t_3$. Нарешті, область $X_1 > t_3$ розбивається на $X_2 = t_4$. Результатом цього процесу є розбиття на п'ять областей R_1, R_2, \dots, R_5 , показаних на рисунку. Відповідна регресійна модель передбачає Y з постійною c_m в області R_m , тобто:

$$\hat{f}(X) = \sum_{m=1}^5 c_m I\{(X_1, X_2) \in R_m\} \quad (5.9)$$

Ця ж модель може бути представлена двійковим деревом в нижній лівій панелі на рис. 5.10, повний набір даних знаходиться у верхній частині дерева. Спостереження, що задовольняють умові на кожному перехресті, призначаються до лівої гілки, а решта – правої. Кінцеві вузли або листя дерева відповідають областям R_1, R_2, \dots, R_5 . Нижня права панель на рис. 5.10 являє собою перспективний графік поверхні регресії з цієї моделі. Для ілюстрації ми

вибрали вузлові значення $c_1 = -5$, $c_2 = -7$, $c_3 = 0$, $c_4 = 2$, $c_5 = 4$, щоб зробити цей графік.

Ключовою перевагою рекурсивного двійкового дерева є його інтерпретованість. Розбиття простору об'єктів повністю описується одним деревом. З більш ніж двома входами такі розділи, як на верхній правій панелі рис. 5.10, важко намалювати, але представлення двійкового дерева працює точно так само. Це уявлення також популярне серед вчених-медиків, можливо, тому, що воно імітує спосіб мислення лікаря. Дерево стратифікує населення на шари з високим і низьким результатом на основі характеристик пацієнтів.

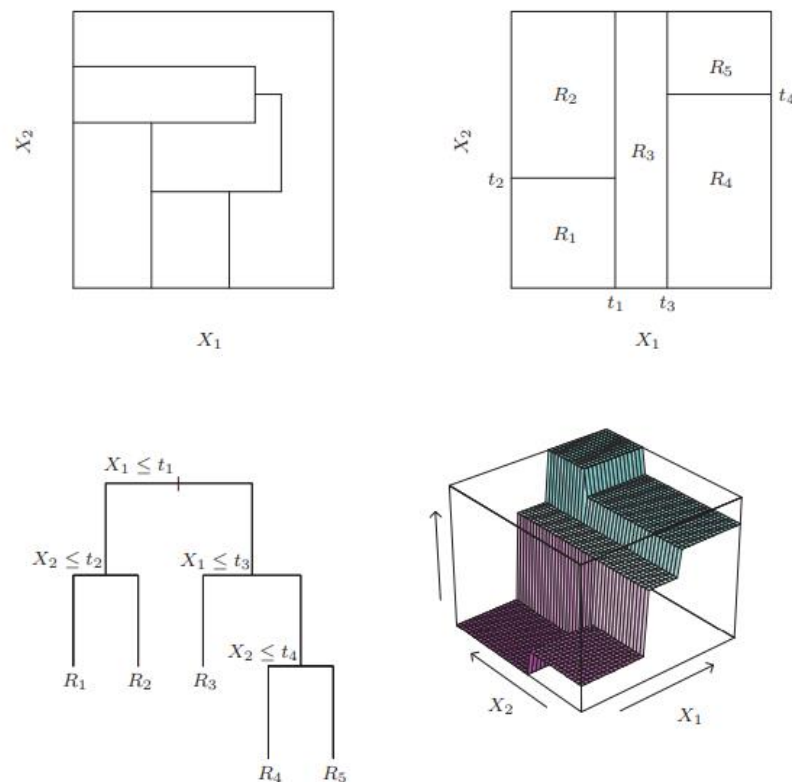


Рисунок 5.10 – Перегородки і візок. Верхня права панель показує розбиття двовимірного простору об'єктів рекурсивним двійковим розщепленням, як це використовується в CART, застосованим до деяких підроблених даних. Верхня ліва панель показує загальний розділ, який не може бути отриманий з рекурсивного двійкового розщеплення. Нижня ліва панель показує дерево, відповідне розділу U верхній правій панелі, а перспективний графік поверхні прогнозування з'являється в нижній правій панелі.

5.2.2 Класифікатор Опорних Векторів

Метод опорних векторів створює нелінійні межі шляхом побудови лінійної межі у великій, перетвореній версії простору ознак.

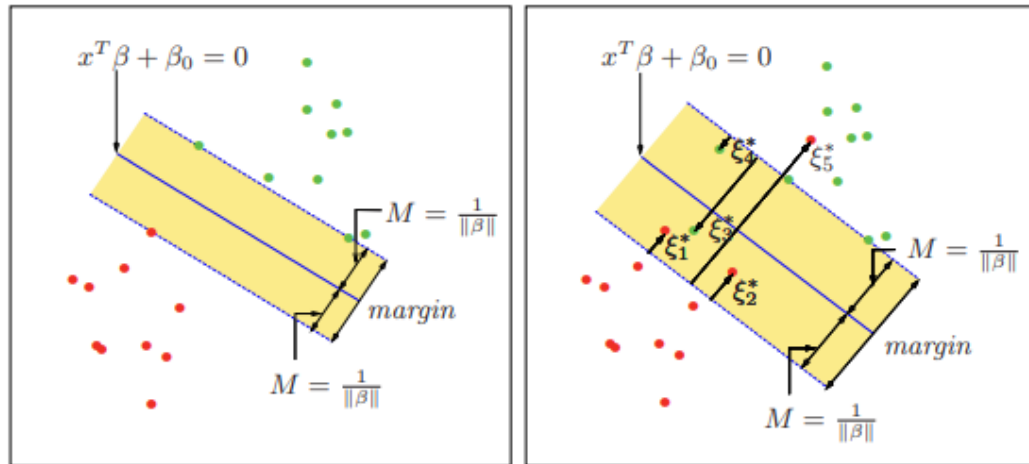


Рисунок 5.11 – Класифікатори опорних векторів. На лівій панелі показаний розділяється корпус. Межа рішення – суцільна лінія, в той час як ламані лінії обмежують заштрихований максимальний запас ширини $2m = 2/\|\beta\|$. На правій панелі показаний несепабельний (перекривається) випадок.

Точки, позначені ξ_j^* , знаходяться на неправильній стороні їх поля на величину $\xi_j^* = M\xi_j$; точки на правильній стороні мають $\xi_j^* = 0$. Маржа максимізується за умови, що загальний бюджет $\sum \xi_j$ є стабільним. Отже, $\sum \xi_j^*$ – це загальна відстань точок на неправильній стороні їх поля.

Наші навчальні дані складаються з N пар $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)$ з $x_i \in \mathbb{R}^p$ і $y_i \in \{-1, 1\}$. Визначається гіперплощинка за допомогою:

$$\{x: f(x) = x^T \beta + \beta_0\}, \quad (5.10)$$

де β – одиничний вектор: $\|\beta\| = 1$. Правила класифікації, індукованих $f(x)$

$$G(x) = \text{sign}[x^T \beta + \beta_0], \quad (5.11)$$

$f(x)$ в(5.10) дає знакову відстань від точки x до гіперплощини $f(x) = x^T \beta + \beta_0 = 0$. оскільки класи сепарабельні, ми можемо знайти функцію $f(x) = x^T \beta + \beta_0$ з $y_i f(x_i) > 0 \forall i$. Таким чином, ми можемо знайти гіперплощину, яка створює найбільший розрив між точками навчання для класів 1 і -1 (див.5.10). Оптимізаційне завдання:

$$\max_{\beta, \beta_0, \|\beta\| = 1} M \quad (5.12)$$

$$\text{Підлягає } y_i(x_i^T \beta + \beta_0) \geq M, \quad i = 1, \dots, N,$$

захоплює це поняття. Смуга на малюнку знаходиться на відстані M одиниць від гіперплощини з обох сторін і, отже, має ширину $2M$ – це називається маржа. Ми показали, що ця проблема може бути більш зручно перефразована як:

$$\min_{\beta, \beta_0} \|\beta\| \quad (5.13)$$

$$\text{Підлягає } y_i(x_i^T \beta + \beta_0) \geq 1, \quad i = 1, \dots, N,$$

де ми відкинули нормальне обмеження на β . Зауважимо, що $M = 1 / \|\beta\|$. Вираз (5.13) є звичайним способом запису критерію опорного вектора для розділених даних. Це опукла задача оптимізації (квадратичний критерій, обмеження лінійної нерівності. Тепер передбачається, що класи перекриваються в просторі ознак. Один із способів боротьби з перекриттям полягає в тому, щоб продовжувати максимізувати M , але дозволити деяким точкам бути на неправильній стороні поля. Визначте змінні слабину $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)$. Існує два природні способи змінити обмеження в (5.12):

$$y_i(x_i^T \beta + \beta_0) \geq M - \xi_i \quad (5.14)$$

або

$$y_i(x_i^T \beta + \beta_0) \geq M(1 - \xi_i) \quad (5.15)$$

$\forall i, \xi_i \geq 0, \sum_{i=1}^N \xi_i \leq \text{const}$. Ці два варіанти призводять до різних рішень. Перший вибір здається більш природним, оскільки він вимірює перекриття на фактичній відстані від поля; другий вибір вимірює перекриття на відносній відстані, яка змінюється з шириною поля M . однак перший вибір призводить до невивуклої задачі оптимізації, в той час як другий є опуклим; таким чином, (5.15) призводить до «стандартного» класифікатора опорних векторів, який ми використовуємо далі.

Ось ідея формулювання. Значення ξ_j в обмеженні $y_i(x_i^T \beta + \beta_0) \geq M(1 - \xi_i)$ – це пропорційна величина, на яку передбачення $f(x) = x_i^T \beta + \beta_0$ знаходиться на неправильній стороні свого поля. Отже, обмежуючи суму $\sum \xi_i$, ми пов'язуємо загальну пропорційну величину, на яку передбачення потрапляють на неправильну сторону їх поля. Помилки класифікації виникають, коли $\xi_i > 1$, тому обмеження ξ_i при значенні K , скажімо, обмежує загальне число навчальних помилок класифікації при K .

Можемо відкинути нормальне обмеження на β , визначити $M = 1 / \|\beta\|$ і записати (5.13) в еквівалентній формі:

$$\min \|\beta\| \text{ підлягає } \begin{cases} (x_i^T \beta + \beta_0) \geq 1 - \xi_i \forall i \\ \xi_i \geq 0, \sum \xi_i \leq \text{const} \end{cases} \quad (5.16)$$

Це звичайний спосіб визначення класифікатора опорних векторів для несепарабельного випадку.[48]

Методи опорних векторів, зокрема квадратичний SVM можуть використовуватись для відділення тріску від здорового дихання. [49]

5.2.3 Метод дискримінантного аналізу

Лінійний дискримінантний аналіз (LDA) – фундаментальний інструмент класифікації.

Теорія прийняття рішень для класифікації говорить нам, що нам потрібно знати апостеріори класу $\Pr(G|X)$ для оптимальної класифікації. Припустимо, що $f_k(x)$ – умовна щільність класу X в класі $G = k$, а π_k – апріорна ймовірність класу k , причому $\sum_{k=1}^K \pi_k = 1$. Просте застосування теореми Байєса дає нам:

$$\Pr(G = k|X = x) = \frac{f_k(x) \pi_k}{\sum_{l=1}^K f_l(x) \pi_l} \quad (5.17)$$

Ми бачимо, що з точки зору здатності до класифікації наявність $f_k(x)$ майже еквівалентно наявності величини $\Pr(G = K|X = x)$.

Багато методів засновані на моделях для щільності класів:

- * лінійний і квадратичний дискримінантний аналіз використовує гаусові щільності;
- * більш гнучкі суміші Гауссіанів допускають нелінійні межі прийняття рішень;
- * загальні непараметричні оцінки щільності для кожного класу щільності забезпечують найбільшу гнучкість;
- * Наївні байєсівські моделі є варіантом попереднього випадку і припускають, що кожна з густин класів є добутком граничних густин; тобто вони припускають, що вхідні дані умовно незалежні в кожному класі.

Деякі з переваг LDA полягають в наступному:

- * Це простий прототип класифікатора. Нове спостереження відноситься до класу з найближчим центроїдом. Невеликий поворот полягає в тому, що

відстань вимірюється в метриці Махаланобіса з використанням об'єднаної оцінки коваріації.

*LDA є оціночним байєсівським класифікатором, якщо спостереження є багатовимірними Гаусівськими в кожному класі з загальною коваріаційною матрицею. Оскільки це припущення навряд чи виявиться вірним, це може здатися не дуже хорошим знаком.

* Межі прийняття рішень, створені LDA, є лінійними, що призводить до створення правил прийняття рішень, які прості в описі та реалізації.

* LDA забезпечує природні низькорозмірні представлення даних.

* Часто LDA дає найкращі результати класифікації через свою простоту і низьку дисперсію. LDA входила в трійку кращих класифікаторів для 7 з 22 наборів даних, вивчених в рамках проекту STATLOG.

На жаль, простота LDA призводить до того, що вона також зазнає невдачі в ряді ситуацій:

* Часто лінійні межі прийняття рішень недостатньо поділяють класи. Коли N велике, можна оцінити більш складні межі прийняття рішень. Квадратичний дискримінантний аналіз (QDA) часто корисний тут і допускає квадратичні межі прийняття рішень. У більш загальному плані ми хотіли б мати можливість моделювати нерегулярні межі прийняття рішень.

* Вищезгаданий недолік LDA часто можна перефразувати, сказавши, що одного прототипу на клас недостатньо. LDA використовує один прототип (Центроїд класу) плюс загальну коваріаційну матрицю для опису поширення даних у кожному класі. У багатьох ситуаціях кілька прототипів більш доречні.

• На іншому кінці спектра ми можемо мати занадто багато (корельованих) предикторів, наприклад, у випадку оцифрованих аналогових сигналів та зображень. У цьому випадку LDA використовує занадто багато параметрів, які оцінюються з високою дисперсією, і її продуктивність страждає. У таких випадках нам потрібно ще більше обмежити або впорядкувати LDA.

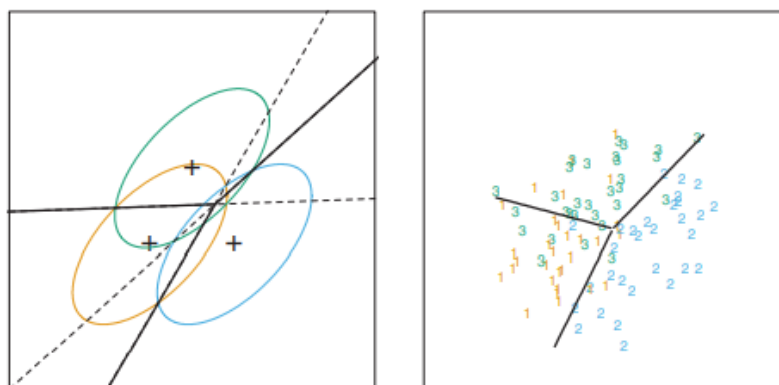


Рисунок 5.12 – На лівій панелі показані три гаусових розподілу з однаковою коваріацією і різними середніми. Включені контури постійної щільності, що охоплюють 95% ймовірності в кожному випадку. Межі рішень Байєса між кожною парою класів показані (ламані прямі лінії), а межі рішень Байєса, що розділяють всі три класи, є більш товстими суцільними лініями (підмножина перших). Праворуч ми бачимо вибірку з 30, взятую з кожного гауссовського розподілу, і відповідні межі рішення LDA.

5.2.4 Метод найближчих сусідів

Ці класифікатори засновані на пам'яті і не вимагають підгонки моделі. Враховуючи точку запиту x_0 , ми знаходимо k навчальних точок $x_r, r = 1, \dots, k$ найближчих по відстані до x_0 , а потім класифікуємо за допомогою більшості голосів серед k сусідів.

Зв'язки рвуться навмання. Для простоти припустимо, що об'єкти є речовими, і використовуємо евклідова відстань в просторі об'єктів:

$$d_{(i)} = \|x_{(i)} - x_0\|. \quad (5.18)$$

Зазвичай ми спочатку стандартизуємо кожен з ознак, щоб мати середнє значення нуль і дисперсію 1, так як можливо, що вони вимірюються в різних одиницях.

Незважаючи на свою простоту, *k*-nearest neighbors успішно справляється з великою кількістю завдань класифікації, включаючи рукописні цифри, сцени супутникових зображень і ЕКГ-патерни. Він часто успішний там, де кожен клас має безліч можливих прототипів, а межа прийняття рішень дуже нерегулярна. На рис. 5.13 (верхня панель) показана межа прийняття рішення класифікатором 15-nearestneighbor, застосованим до модельованих даних трьох класів. Межа прийняття рішення досить гладка в порівнянні з нижньою панеллю, де використовувався Класифікатор 1-nearestneighbor. Існує тісний зв'язок між методами nearestneighbor і prototype: в 1 класифікації найближчих сусідів кожна навчальна точка є прототипом.

На рис. 5.14 Показані помилки навчання, тестування та десятикратної перехресної перевірки залежно від розміру околиці для завдання змішування двох класів. Оскільки десятикратні помилки CV є середніми значеннями десяти чисел, ми можемо оцінити стандартну помилку.

Оскільки він використовує тільки навчальну точку, найближчу до точки запиту, зміщення оцінки 1-найближчого сусіда часто невелика, але дисперсія висока. Відомий результат кавера і Харта (1967) показує, що асимптотично частота помилок 1-найближчого сусіда класифікатора ніколи не перевищує в два рази швидкості Байєса. Груба ідея доказу полягає в наступному (з використанням втрати квадратної помилки). Ми припускаємо, що точка запиту збігається з однією з точок навчання, так що зміщення дорівнює нулю. Це вірно асимптотично, якщо розмірність простору ознак фіксована і навчальні дані заповнюють простір щільним чином. Тоді помилка правила Байєса - це просто дисперсія випадкової змінної Бернуллі (мета в точці запиту), в той час як помилка правила 1-найближчого сусіда-це подвоєна дисперсія випадкової змінної Бернуллі, по одному вкладу для цілей навчання і запиту.

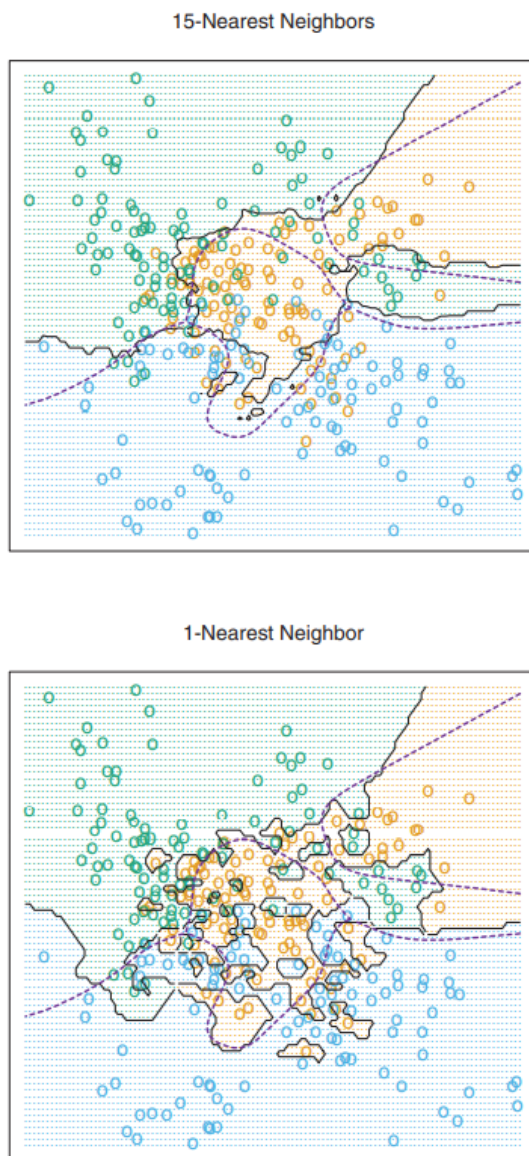


Рисунок 5.13 – Класифікатори k -найближчих сусідів, застосовані до даних моделювання. Ламана фіолетова крива на задньому плані є межею рішення Байєса

Тепер ми наведемо більш детальну інформацію про втрату неправильної класифікації. При x нехай k^* – домінуючий клас, а $p_k(x)$ – справжня умовна ймовірність для класу k . Потім:

$$Bayes\ error = 1 - p_{k^*}(x), \quad (5.19)$$



Рисунок 5.13 – К-найближчі сусіди за даними двокласової суміші. На верхній панелі показані помилки неправильної класифікації в залежності від розміру околиці. Стандартні смуги помилок включені для 10-кратної перехресної перевірки. На нижній панелі показана межа прийняття рішення для 7 найближчих сусідів, яка представляється оптимальною для мінімізації помилки тесту. Ламана фіолетова крива на задньому плані-це межа рішення Байєса.

$$1 - \text{nearest-neighbor error} = \sum_{k=1}^K p_k(x) (1 - p_k(x)), \quad (5.20)$$

$$\geq 1 - p_{k*}(x). \quad (5.21)$$

Асимптотична частота помилок 1-найближчого сусіда-це частота помилок випадкового правила; ми вибираємо як класифікацію, так і тестову точку випадковим чином з ймовірностями $p_k(x)$, $1, \dots, K$. для $K = 2$ частота помилок 1-найближчого сусіда дорівнює $2p_{k*}(x)(1 - p_{k*}(x)) \leq 2(1 - p_{k*}(x))$ (вдвічі більше байєсівської частоти помилок).

$$\sum_{k=1}^K p_k(x)(1 - p_k(x)) \leq 2(1 - p_{k*}(x)) - \frac{K}{K-1}(1 - p_{k*}(x))^2. \quad (5.22)$$

Було отримано багато додаткових результатів такого роду; Ріплі (1996) підсумовує деякі з них.

Цей результат може дати приблизне уявлення про найкращу продуктивність, яка можлива в даній задачі. Наприклад, якщо Правило 1-найближчого сусіда має частоту помилок 10%, то асимптотично частота помилок Байеса становить не менше 5%. Кікером тут є асимптотична частина, яка передбачає, що зміщення правила найближчого сусіда дорівнює нулю. У реальних проблемах упередженість може бути суттєвою. Адаптивні правила найближчого сусіда, описані далі в цьому розділі, є спробою послабити це зміщення. Для простих найближчих сусідів характеристики зміщення і дисперсії можуть диктувати оптимальне число найближчих сусідів для даного завдання. [48]

CNN може використовуватись для класифікації аудіоданих і розрізнення аномальних звуків дихання від нормальних дихальних звуків. [50]

5.2.5 Ансамблеве Навчання

Ідея ансамблевого навчання полягає в тому, щоб побудувати модель прогнозування, об'єднавши сильні сторони набору більш простих базових моделей.

Пакетування в і випадкові ліси в главі 15-це ансамблеві методи класифікації, де комітет дерев кожен голосує за передбачений клас. Бустинг був спочатку запропонований також як метод комітету, хоча, на відміну від випадкових лісів, комітет слабких учнів еволюціонує з плином часу, і його члени голосують виважено.

Штабелювання — це новий підхід до об'єднання сильних сторін ряду пристосованих моделей. Фактично будь-який словниковий метод, такий як регресійні сплайни, можна охарактеризувати як ансамблевий метод, в якому базисні функції виконують роль слабких учнів.

Байєсівські методи непараметричної регресії також можна розглядати як ансамблеві методи: велика кількість моделей-кандидатів усереднюється по відношенню до заднього розподілу їх.

Ансамблеве навчання може бути розбите на два завдання: формування популяції базових учнів на основі навчальних даних, а потім їх об'єднання для формування складеного предиктора. У цьому підрозділі ми обговорюємо технологію форсування, яка йде ще далі; вона будує ансамблеву модель, проводячи регуляризований і контрольований пошук в багатовимірному просторі слабких учнів.

Раннім прикладом навчального ансамблю є метод, призначений для багатокласової класифікації з використанням виправляють помилки вихідних кодів. Розглянемо задачу класифікації цифр 10-го класу і кодує матрицю s , наведену на рис.5.14.

Digit	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	...	C_{15}
0	1	1	0	0	0	0	...	1
1	0	0	1	1	1	1	...	0
2	1	0	0	1	0	0	...	1
...
8	1	1	0	1	0	1	...	1
9	0	1	1	1	0	0	...	0

Рисунок 5.14 – Частина 15-бітної кодувальної матриці з виправленням помилок для задачі класифікації цифр 10-го класу. Кожен стовпець визначає завдання класифікації двох класів.

Зверніть увагу, що l -й стовпець кодувальної матриці C_l визначає змінну двох класів, які об'єднують всі вихідні класи в дві групи. Метод працює наступним чином:

1. Навчіть окремий Класифікатор для кожної з $L = 15$ завдань двох класів, визначених стовпцями кодувальної матриці.

2. У точці x випробування, нехай $\hat{p}_l(x)$ прогнозована ймовірність для l -ї відповіді.

3. Визначте $\delta_k(x) = \sum_{l=1}^L |C_{kl} - \hat{p}_l(x)|$, дискримінантну функцію для k -го класу, де C_{kl} – запис для рядка k і стовпця l рис.5.14.

Кожен рядок C є двійковим кодом для представлення цього класу. Рядки містять більше бітів, ніж необхідно, і ідея полягає в тому, що надлишкові біти "виправлення помилок" допускають деякі неточності і можуть підвищити продуктивність.

Фактично, повна кодова матриця C вище має мінімальну відстань Хеммінга 1, рівну 7 між будь-якою парою рядків. Зверніть увагу, що навіть кодування відгуку індикатора є надмірним, так як 10 класів вимагають тільки $\log_2 10 = 4$ біта для їх унікального представлення. Діттеріх і Бакірі (1995) показали вражаючі поліпшення продуктивності для різних багатокласових завдань, коли в якості базового класифікатора використовувалися дерева класифікації.

Джеймс і Хасті (James and Hastie, 1998) проаналізували підхід ECOC і показали, що випадкове присвоєння коду працює так само добре, як і

оптимально побудовані коди виправлення помилок. Вони також стверджували, що основна перевага кодування полягає в зменшенні дисперсії (як у мішкуванні і випадкових лісах), тому що різні кодовані проблеми призводять до різних дерев, і крок декодування (3) вище має той же ефект, що і усереднення.

5.2.6 К-кратна перехресна валідація

В ідеалі, якщо б у нас було достатньо даних, ми б виділили тестовий набір і використовували його для оцінки ефективності нашої моделі прогнозування. Оскільки дані часто мізерні, це зазвичай неможливо. Щоб вирішити цю проблему, К-кратна перехресна перевірка використовує частину доступних даних для підгонки моделі та іншу частину для її перевірки. Ми розділили дані на К приблизно рівних за розміром частин; наприклад, коли $K = 5$, сценарій виглядає наступним чином:

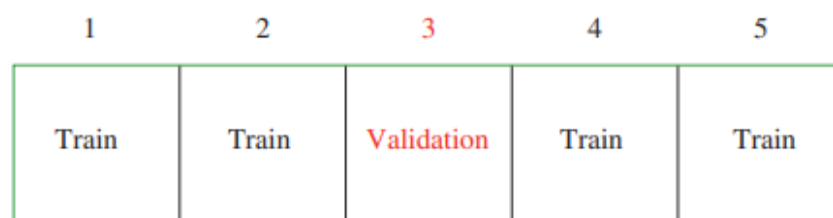


Рисунок 5.14 – К-кратна перехресна валідація

Для k -ї частини (третьої вище) ми підганяємо модель до інших $K - 1$ частин даних і обчислюємо помилку передбачення підігнаної моделі при прогнозуванні K -ї частини даних. Ми робимо це для $k = 1, 2, \dots, K$ і об'єднуємо K оцінок помилки передбачення. Ось ще подробиці.

Нехай $k: \{1, \dots, N\} \rightarrow \{1, \dots, K\}$ - індексуєча функція, що вказує розбиття, на яке спостереження I виділяється рандомізацією. Позначимо через

$\widehat{f^{-k}(x)}$ пристосовану функцію, обчислену з видаленням K -ї частини даних. Тоді оцінка перехресної валідації помилки передбачення дорівнює:

$$CV(\hat{f}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L(y_i, f^{-k}(x_i)). \quad (5.23)$$

Типовий вибір $K = 5$ або 10 . $K = N$ відомий як крос-валідація без винятку. У цьому випадку $k(i) = i$, і для i -го спостереження підгонка обчислюється з використанням всіх даних, крім i -го.

Враховуючи набір моделей $f(x, \alpha)$, індексованих параметром Налаштування α , позначимо через $f^{-k}(x, \alpha)$ відповідність α -ї моделі з віддаленою k -ю частиною даних. Потім для цього набору моделей ми визначаємо

$$CV(\hat{f}, \alpha) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L(y_i, f^{-k}(x_i, \alpha)). \quad (5.24)$$

Функція $CV(\hat{f}, \alpha)$ дає оцінку кривої помилки тесту, і ми знаходимо параметр налаштування $\hat{\alpha}$, який мінімізує її. Наша кінцева обрана модель $f(x, \alpha)$, яку ми потім підганяємо до всіх даних. [48]

Активно застосовується при класифікаторному аналізі, зокрема й для аналізу звуків легень. Так, у одному з досліджень дихальних звукових сигналів, після застосування вейвлет-розкладу була застосована 5-кратна перехресна валідація. Застосована модель штучної нейронної мережі досягла точності класифікації і класифікувала дихальні звукові сигнали з точністю 85,43%. [51]

5.3 Опис та результати експерименту

Для виявлення додаткових ознак, які важко помітити людині, до вже отриманих нами чисельних результатів двох видів аналізу (див. розділ 4) були застосовані методи машинного навчання. Аналіз було проведено у середовищі Matlab, за допомогою додатку Classification Learner.

Додаток Classification Learner навчає моделі класифікації даних. Використовуючи цю програму, ви можете досліджувати контрольоване машинне навчання з використанням різних класифікаторів. Ви можете досліджувати свої дані, вибирати функції, визначати схеми перевірки, навчати моделі та оцінювати результати. Ви можете виконати автоматизоване навчання для пошуку найкращого типу класифікаційної моделі, включаючи дерева рішень, дискримінантний аналіз, машини опорних векторів, логістичну регресію, найближчих сусідів, просту байєсівську та ансамблеву класифікацію.

Ви можете виконувати контрольоване Машинне навчання, надаючи відомий набір вхідних даних (спостереження або приклади) і відомі відповіді на ці дані (наприклад, мітки або класи). Ці дані використовуються для навчання моделі, яка генерує прогнози реакції на нові дані. Щоб використовувати модель з новими даними або дізнатися про програмну класифікацію, ви можете експортувати модель в робочу область або згенерувати код MATLAB для відтворення навченої моделі. [52]

Усього додаток Classification Learner дає змогу застосувати 22 різних класифікатори, серед яких: класифікатори дерев рішень (Fine Tree, Medium Tree, Coarse Tree); дискримінантні класифікатори (Linear Discriminant, Quadratic Discriminant); класифікатори опорних векторів (Linear SVM, Quadratic SVM, Cubic SVM, Fine Gaussian SVM, Medium Gaussian SVM, Coarse Gaussian SVM); класифікатори К-найближчих сусідів (Fine KNN, Medium KNN, Coarse KNN, Cosine KNN, Cubic KNN, Weighted KNN); ансамблеві

класифікатори (Boosted Trees, Bagged Trees, Subspace Discriminant, Subspace KNN, RUSBoosted Trees).

Отже, всі 22 класифікатори були застосовані до значень параметрів, отриманих за допомогою методів біспектрального аналізу й аналізу мел-частотних кепстральних коефіцієнтів, для визначення моделі, що має найбільшу точність та ефективність.

Також, до отриманих даних була застосована перехресна валідація, 20-кратна для мел-кепстрального й 10-кратна для біспектрального методів.

Результати, що були отримані, приведені у табл.5.1.

Найкращою класифікаторною моделлю для обох видів аналізу виявилася модель «Bagged Trees», що показала точність 92.7% для значень, отриманих методом біспектрального аналізу, й точність 96.6% для мел-частотних кепстральних коефіцієнтів, а тому, саме її рекомендовано використовувати при діагностиці розглянутих захворювань у першу чергу.

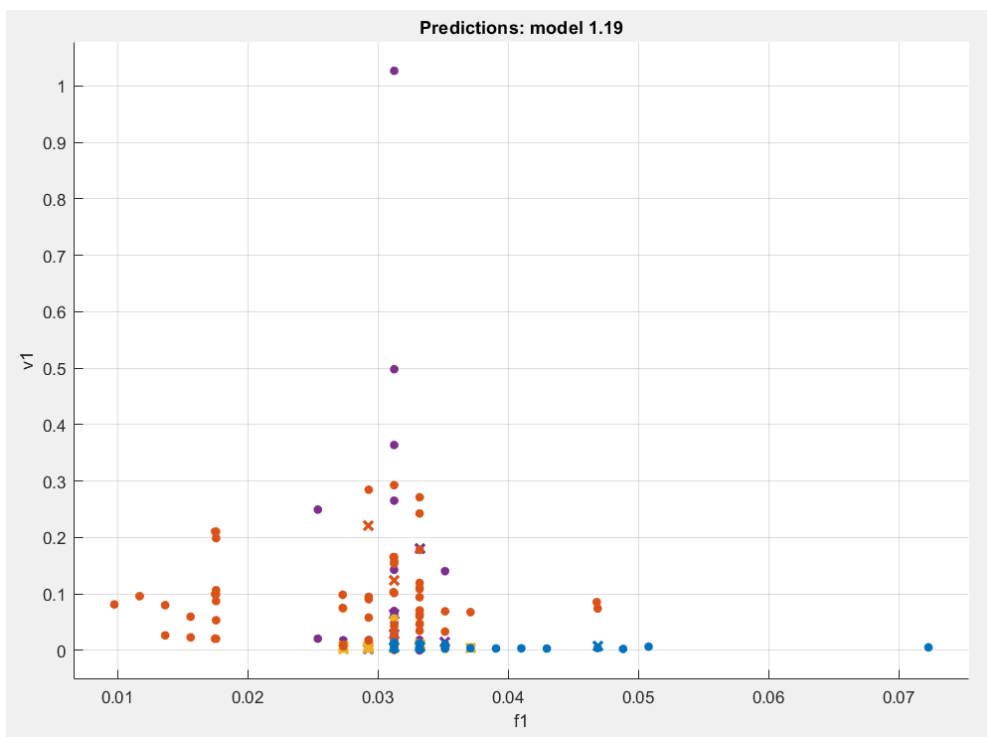
Bagging – це універсальна процедура для зменшення дисперсії статистичного методу навчання. Алгоритм будує В-дерева регресії з використанням В-завантажувальних навчальних наборів і усереднює отримані прогнози. Ці дерева ростуть глибоко і не обрізаються. Отже, кожне окреме дерево має високу дисперсію, але низьку зміщеність. Усереднення дерев В зменшує дисперсію. Прогнозоване значення для спостереження – це мода (класифікація) або середнє значення (регресія) дерев. [53]

Загалом, можна стверджувати, що непогану точність для обох методів аналізу продемонстрували класифікатори К-найближчих сусідів та ансамблеві класифікатори. Для мел-кепстральних коефіцієнтів, також досить точною виявилася модель «Fine Gaussian SVM», що зовсім трохи поступилася моделі «Bagged Trees».

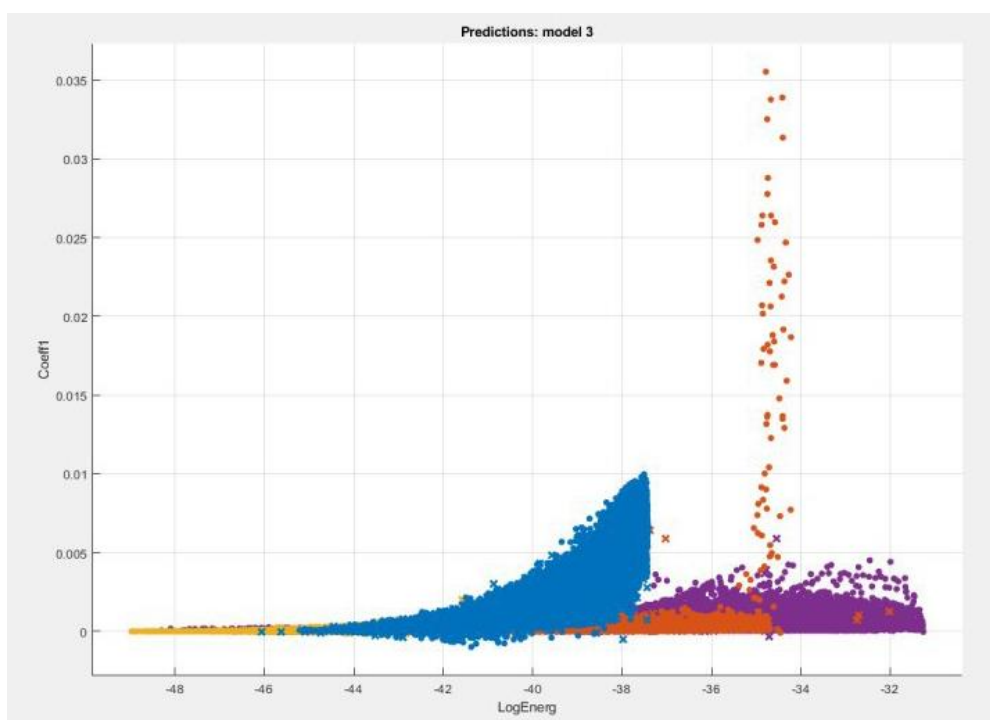
Усі моделі, що показали точність, вищу за 80% включно, були імпортовані до робочого простору, збережені і готові до використання.

Таблиця 5.1 – Результати машинного навчання

Класифікатор	Точність	
	Біспектральний аналіз	Мел-кепстральний аналіз
Fine Tree	80.0%	90.5%
Medium Tree	73.3%	89.1%
Coarse Tree	61.9%	86.9%
Linear Discriminant	62.9%	86.4%
Quadratic Discriminant	61.3%	89.5%
Linear SVM	65.7%	94.8%
Quadratic SVM	71.1%	80.3%
Cubic SVM	81.0%	47.7%
Fine Gaussian SVM	81.6%	96.6%
Medium Gaussian SVM	66.7%	96.3%
Coarse Gaussian SVM	55.2%	90.7%
Fine KNN	86.7%	94.1%
Medium KNN	63.5%	94.4%
Coarse KNN	52.4%	92.5%
Cosine KNN	64.4%	95.0%
Cubic KNN	64.4%	94.3%
Weighted KNN	87.3%	94.5%
Boosted Trees	89.5%	89.8%
Bagged Trees	92.7%	96.6%
Subspace Discriminant	57.5%	85.0%
Subspace KNN	85.4%	85.4%
RUSBoosted Trees	83.2%	69.4%



а)



б)

Рисунок 5.15 – Точкова діаграма моделі «Bagged Trees» для а) параметрів V1 і F1 (метод біспектрального аналізу), б) параметрів Coeff1 і LogEn(метод мел-кепстрального аналізу)

Model 1.19

True class	Bronchitis	90%	2%	8%		90%	10%
	COPD	5%	83%	5%	7%	83%	17%
	Healthy		1%	97%	1%	97%	3%
	Pneumonia				100%	100%	
		Bronchitis	COPD	Healthy	Pneumonia		
		Predicted class					

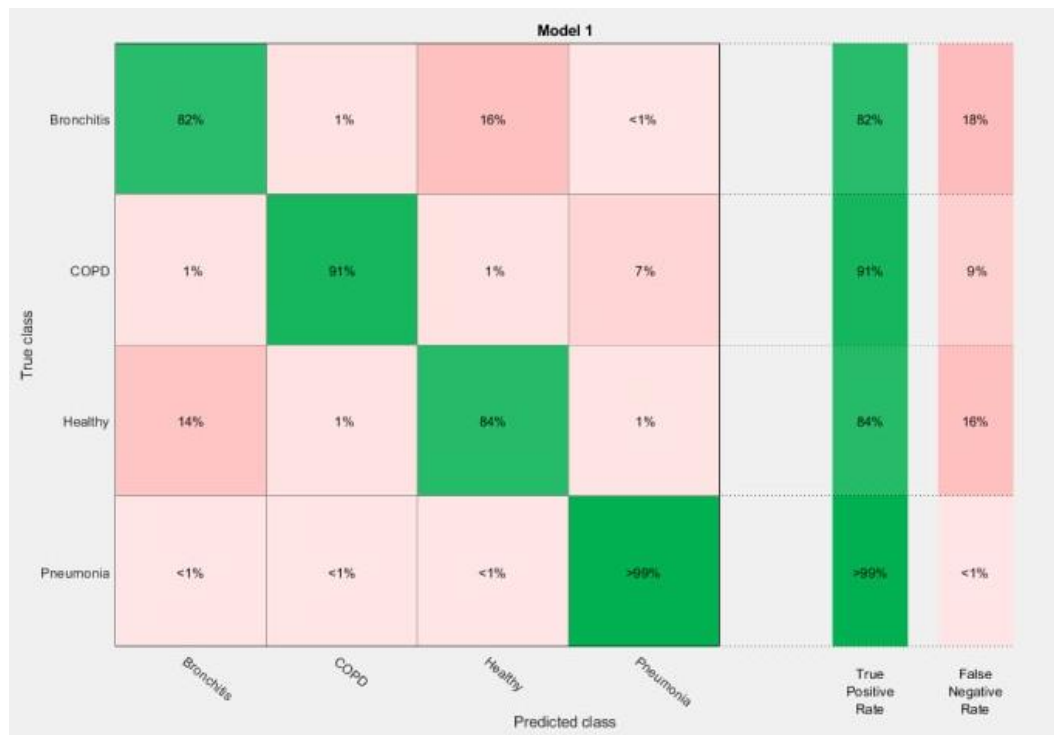
а)

Model 1.19

True class	Bronchitis	92%	1%	6%	
	COPD	8%	98%	6%	9%
	Healthy		1%	88%	1%
	Pneumonia				90%
		Bronchitis	COPD	Healthy	Pneumonia
		Predicted class			
Positive Predictive Value		92%	98%	88%	90%
False Discovery Rate		8%	2%	12%	10%

б)

Рисунок 5.16 – Матриця неточностей моделі «Bagged Trees» для методу біспектрального аналізу а) правильні позитивні показники, неправильні негативні показники, б) позитивні прогностичні показники, частота помилкових виявлень



а)



б)

Рисунок 5.17 – Матриця неточностей моделі «Bagged Trees» для методу мел-кепстрального аналізу а) правильні позитивні показники, неправильні негативні показники, б) позитивні прогностичні показники, частота помилкових виявлень

5.4 Висновки до розділу 5

У даному розділі розглядались основні принципи роботи машинного навчання, його призначення та шляхи реалізації.

Було розглянуто основні методи класифікації, такі як: дерева рішень, дискримінантний аналіз, метод опорних векторів, k-найближчих сусідів й ансамблеві класифікатори. Також було розглянуто k-кратну перехресну перевірку.

У практичній частині розділу було застосовано машинне навчання для даних, які були отримані у попередньому розділі.

Більшість з використаних класифікаторів показали гарні результати, а найкращим з них виявилася модель «Bagged Trees», що показала результати 92.7%, 96.6% для значень отриманих методами біспектрального аналізу й мел-частотного кепстрального аналізу відповідно.

Усі моделі, що показали прийнятний результат, були збережені й можуть бути використані при діагностиці пневмонії, ХОЗЛ або бронхіту.

За результатами дослідження, можемо стверджувати, що найкраще обидва методи підходять для діагностики пневмонії.

Також, було помічено, що на основі значень параметрів, отриманих в результаті біспектрального аналізу, найващим щого для діагностики, за допомогою обраного класифікатора, є ХОЗЛ, в той час, як для мел-частотних кепстральних коефіцієнтів, таким захворюванням став – бронхіт.

6 СТАРТАП-ПРОЕКТ

6.1 Опис ідеї проекту

Таблиця 6.1 – Опис ідеї стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Додаток для діагностики респіраторних захворювань	1. Діагностика ХОЗЛ, бронхіту та пневмонії	1. Допомога лікарю у визначенні діагнозу 2. Можливість для пацієнта побувати на прийомі у лікаря онлайн

Таблиця 6.2 – Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту

№ п/п	Техніко-економічні характеристики ідеї	(потенційні) товари/концепції конкурентів				W (слабка сторона)	N (нейтральна сторона)	S (сильна сторона)
		Мій проект	Конкурент 1	Конкурент 2	Конкурент 3			
1.	Конкуренції не виявлено	Мобільний додаток	Не виявлено	Не виявлено	Не виявлено	Необхідність мати електронний фонендоскоп	Не виявлено	Досить висока точність

6.2 Технологічний аудит ідеї проекту

Таблиця 6.3 – Технологічна здійсненність ідеї проекту

№ п/п	Ідея проекту	Технології її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1.	Додаток для діагностики респіраторних захворювань	Комп'ютерні системи	Наявні	Доступні
Обрана технологія реалізації ідеї проекту: 1				

6.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Таблиця 6.4 – Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

№ п/п	Показники стану ринку (найменування)	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	0
2	Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	0
3	Динаміка ринку	Стагнація
4	Наявність обмежень для входу	Відсутні
5	Специфічні вимоги до стандартизації	Сертифікація
6	Середня норма рентабельності в галузі, %	Невідома

Таблиця 6.5 – Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№ п/п	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1	Потреба у альтернативних методах діагностики респіраторних захворювань	Лікарі, пацієнти	Не виявлені	Точність, легкість у користуванні

Таблиця 6.6 – Фактори загроз

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
	Можлива недовіра лікарів до додатку	Важкість виходу на велику аудиторію	Проведення додаткових досліджень, публікація у авторитетних виданнях

Таблиця 6.7 – Фактори можливостей

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1	Небажання пацієнтів витрачати час на дорогу до поліклініки, невпевненість лікарів у діагнозі	Високий попит	Удосконалення додатку, розширення спектру захворювань

Таблиця 6.8 – Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентноспроможною)
1. Тип конкуренції: чиста	Відсутність конкуренції	Впровадження початково якісної продукції
2. Рівень конкурентної боротьби: глобальний	Проблема діагностики респіраторних захворювань є всесвітньою	Підвищення якості
3. За галузевою ознакою: внутрішньогалузева	Медична	Збільшення спектру захворювань
4. Конкуренція за видами товарів: товарно-родова	Конкуренція відсутня	Підвищення якості
5. За характером конкурентних переваг: нецінова	При появі конкурентів, питання буде лише у якості	Підвищення якості
6. За інтенсивністю: марочна	Необхідність патентування	Реєстрація торгівельної марки

Таблиця 6.9 – Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товари-замінники
	Відсутні	Компанії з більшим доступом до баз даних	Відсутні	Лікарі, пацієнти	Відсутні
Висновки:	Можливість швидко вийти на ринок	Вірогідність швидко втратити лідерство	Важкість в удосконаленні продукції	Успіх залежить лише від якості	Можливість втриматися на ринку

Таблиця 6.10 – Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування
1.	Важко оцінити	Відсутність конкуренції

Таблиця 6.11 – Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін додатку

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20	Рейтинг товарів-конкурентів у порівнянні з даним проектом						
			-3	-2	-1	0	1	2	3
1	Точність	20				+			
2	Легкість використання	20				+			

Таблиця 6.12 – SWOT-аналіз стартап проекту

Сильні сторони: легкість використання, зрозумілість, відсутність конкуренції	Слабкі сторони: відсутність великої кількості даних для дослідження
Можливості: швидкий вихід на ринок	Загрози: можливе скептичне ставлення лікарів на перших етапах

Таблиця 6.13 – Альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту

№ п/п	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки	Імовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	Невизначена	Невизначена	Невизначена

6.4 Розроблення ринкової стратегії проекту

Таблиця 6.14 – Вибір цільових груп потенційних споживачів

№ п/п	Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
1	Лікарі, пацієнти	Висока	Високий	Конкуренція відсутня	Висока

Таблиця 6.15 – Визначення базової стратегії розвитку

№ п/п	Обрана альтернатива розвитку проекту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку*
1	Відсутня	Стратегія спеціалізації	Відсутні	Стратегія спеціалізації

Таблиця 6.16 – Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

№ п/п	Чи є проект «першопрохідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки*
1	Так	Шукати нових	Ні	Стратегія лідера

Таблиця 6.17 – Визначення стратегії позиціонування

№ п/п	Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап-проекту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проекту (три ключових)
1	Точність, легкість використання	Пошук нових клієнтів	Конкуренція відсутня	Новий продукт на ринку

6.5 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту

Таблиця 6.18 – Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
1	Точність, легкість використання	Точність, легкість використання	Точність, легкість використання

Таблиця 6.19 – Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові
I. Товар за задумом	Додаток для діагностики респіраторних захворювань
II. Товар у реальному виконанні	Властивості/характеристики
	Діагностики ХОЗЛ, пневмонії, бронхіту
	Якість: висока
	Пакування: програмне забезпечення
	Марка: в процесі розробки
III. Товар із підкріпленням	До продажу: безкоштовна пробна версія на місяць
	Після продажу: оновлення
За рахунок чого потенційний товар буде захищено від копіювання: патент	

Таблиця 6.20 – Визначення меж встановлення ціни

№ п/п	Рівень цін на товари-замінники	Рівень цін на товари-аналоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар
1	Невизначений	Невизначені	Будь-який	Невизначені

Таблиця 6.21 – Формування системи збуту

№ п/п	Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
1	Інтернет-магазин	Невизначена	Невизначена	Невизначена

Таблиця 6.22 – Концепція маркетингових комунікацій

№ п/п	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
1	Невизначена	Невизначені	Невизначена	Невизначена	Невизначена

6.6 Висновки до розділу 6

Проаналізувавши перспективи даного стартап-проекту було визначено:

- можливість ринкової комерціалізації проекту (наявність попиту, динаміка ринку, рентабельність роботи на ринку) – існує;
- перспективи впровадження з огляду на потенційні групи клієнтів, бар'єри входження, стан конкуренції, конкурентоспроможність проекту – високі;
- подальша імплементація проекту є цілком доцільною.

Отже, даний проект є досить перспективним та має хороші шанси вийти на ринок та знайти свою аудиторію.

ВИСНОВКИ

У представленій роботі проаналізовано 315 звуків легень, серед яких 78 звуків здорових, 102 звуки пацієнтів, що страждають на хронічне обструктивне захворювання легень, 74 звуки хворих на пневмонію та 61 сигнал хворих на бронхіт.

Сигнали звуків дихання було проаналізовано за допомогою методів біспектрального аналізу. В результаті було знайдено низку параметрів, які несуть в собі діагностично цінну інформацію про стан бронхолегеневої системи. На основі цих параметрів є можливість диференціювати здорових людей та хворих на ХОБЛ, пневмонію й бронхіт.

Також для виявлення відмінностей стану легень у хворих та здорових людей використовувався метод мел-частотних кепстральних коефіцієнтів.

Реалізувавши вказані методи аналізу у середовищі Matlab та отримавши результати, було винайдено та проаналізовано такі параметри, як амплітуда першого піку (максимальне значення, якого досягає амплітуда біспектру сигналу), другого та третього піку біспектру, а також відповідні їм частотні значення, коефіцієнти асиметрії та ексцесу, першу та другу бі-частоти параметричного біспектру, дванадцять мел-частотних кепстральних коефіцієнти (з 2 по 13) і значення логарифмічної енергії. В результаті були виявлені закономірності, що дають можливість з певною точністю проводити ідентифікацію стану дихальної системи людини.

На основі виявлених закономірностей було складено ряд параметрів, що характеризують ту чи іншу хворобу. Для кожної з властивостей були знайдені специфічність, чутливість і точність. Це дало змогу побудувати алгоритм ідентифікації кожної з розглянутих хвороб, який може стати у нагоді лікарю при діагностиці респіраторних захворювань.

Для автоматизації прийняття рішення були застосовані методи машинного навчання. Було проаналізовано роботу ряду класифікаторів, в якості вхідних аргументів яких використовувались знайдені в роботі

параметри. Більшість класифікаторів показала високі результати, а найкращі моделі, якими виявилися ансамблеві класифікаторні моделі «Bagged Trees», можна рекомендувати для застосування в задачах ідентифікації легеневих хвороб.

На основі розглянутих методів та отриманих класифікаторів у майбутньому може бути створений, наприклад, мобільний додаток, що буде аналізувати записи звуків дихання пацієнтів, та подавати на вихід імовірний діагноз. Таке застосування телемедицини надасть зменшити потребу пацієнтів у фізичній присутності в кабінеті лікаря, й перевести процедуру відвідання лікаря-педіатра у режим онлайн, що, як ніколи, актуально у наш час.

Отримані результати та досить висока точність методу дає надію на те, що, при розвиненні досліджень у цьому напрямі, на основі запропонованого методу можна буде отримати зручний та надійний інструмент для допомоги лікарю-пульманологу у поставленні вірного діагнозу.

СПИСОК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Профилактика болезней органов дыхания. Режим доступа до ресурсу: <http://xn--1-7sbiuaamcecsgano.xn--p1ai/zdorovyy-obraz-zhizni/2017-04-10/profilaktika-bolezney-organov-dykhaniya>.
2. Пульмонология/ Wikipedia. Режим доступа до ресурсу: <https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%9F%D1%83%D0%BB%D1%8C%D0%BC%D0%BE%D0%BD%D0%BE%D0%BB%D0%BE%D0%B3%D0%B8%D1%8F>.
3. Что значит везикулярное дыхание? Режим доступа до ресурсу: <https://www.navolne.life/post/chto-znachit-vezikulyarnoe-dyihanie>
4. Основные дыхательные шумы. Режим доступа до ресурсу: <http://www.fesmu.ru/www2/PolTxt/U0006/ausc.pulm2/osn.dichat..htm>
5. Бронхиальное дыхание/Большая медицинская энциклопедия. Режим доступа до ресурсу: xn--90aw5c.xn--c1avg/index.php/БРОНХИАЛЬНОЕ_ДЫХАНИЕ
6. Дополнительные дыхательные шумы. Режим доступа до ресурсу: <http://www.fesmu.ru/www2/PolTxt/U0006/ausc.pulm2/dop.dich.htm>
7. Заболевания легких /European lung foundation. Режим доступа до ресурсу: <https://www.europeanlung.org/ru/заболевания-легких-и-информация/заболевания-легких/>
8. Бронхит/ Wikipedia. Режим доступа до ресурсу: <https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%91%D1%80%D0%BE%D0%BD%D1%85%D0%B8%D1%82>
9. Бронхит/Энциклопедия //Medportal. Режим доступа до ресурсу: <https://medportal.ru/enc/pulmonology/bronchitis/>
10. Бронхит: причины заболевания, основные симптомы, лечение и профилактика. Режим доступа до ресурсу: <https://www.obozrevatel.com/health/bolezni/bronhit-prichinyi-simptomyi-diagnostika-i-lechenie.htm>

11. Что такое хроническая обструктивная болезнь легких (ХОБЛ) /Энциклопедия //Medportal. Режим доступа до ресурсу: <https://medportal.ru/enc/pulmonology/bronchitis/4/>
12. Пневмония /Всемирная организация здравоохранения. Режим доступа до ресурсу: <https://www.who.int/ru/news-room/fact-sheets/detail/pneumonia>
13. Пневмония. Режим доступа до ресурсу: www.obozrevatel.com/health
14. Что такое бронхиальная астма/Энциклопедия //Medportal. Режим доступа до ресурсу: <https://medportal.ru/enc/pulmonology/astma/astma/>
15. Плеврит/Універсальна клініка обсеріг. Режим доступа до ресурсу: <https://oberig.ua/diseases/plevrit/>
16. Аускультация/ Wikipedia. Режим доступа до ресурсу: <https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%90%D1%83%D1%81%D0%BA%D1%83%D0%BB%D1%8C%D1%82%D0%B0%D1%86%D0%B8%D1%8F>
17. Методика аускультации легких. Режим доступа до ресурсу: <http://www.fesmu.ru/www2/PolTxt/U0006/ausc.pulm2/metodika.htm>
18. Диагностика заболеваний легких и дыхательных путей. Режим доступа до ресурсу: www.eg.ru/digest/diagnostika-zabolevanii-dykhatel-nykh-putei.html
19. Исследование легких: методы диагностики заболеваний дыхательной системы. Режим доступа до ресурсу: <https://www.kp.ru/guide/issledovanie-legkikh.html>
20. Стетоскоп и фонендоскоп/Медтехника. Режим доступа до ресурсу: <https://medtehnika.ua/stetoskop-i-fonendoskop-v-chem-raznica>
21. Электронные стетоскопы и фонендоскопы/LiveMedical. Режим доступа до ресурсу: <https://www.livemedical.ru/tags/stetoskopy/>
22. Автоматизація оброблення технічної інформації/ конспект лекцій для студентів радіотехнічного факультету спеціальності 172 Телекомунікації та радіотехніка / Уклад. : В. О. Адаменко — К. : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2017. — с.21.

23. Аналіз даних пульмофонографічного дослідження / О. Н. Величко, О. В. Вьюнник // Системи обробки інформації. - 2010. - Вип. 2. - с. 233-239. Режим доступу до ресурсу: http://nbuv.gov.ua/UJRN/soi_2010_2_53
24. Feature Extraction of Lung Sounds Based on Bispectrum Analysis/Shengjun Li ; Yi Liu// 2010 Third International Symposium on Information Processing. , 15-17 Oct. 2010.
25. HOSA - Higher Order Spectral Analysis Toolbox. . Режим доступу до ресурсу: <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/3013-hosa-higher-order-spectral-analysis-toolbox>
26. Higher-order statistics: a robust vehicle for diagnostic assessment and characterisation of lung sounds./ Hadjileontiadis L.J., Panas S.M.// Aristotle University of Thessaloniki, Faculty of Technology, Department of Electrical and Computer Engineering, Greece., Nov,1997
27. Кореляційний аналіз детермінованих сигналів, «Теорія сигналів»/ А.О. Попов// НТУУ КПІ, Київ, 2016
28. Breath sounds/PAUL FORGACS, A. R. NATHOO, and H. D. RICHARDSON//Regional Respiratory Laboratory, Brook General Hospital, Shooter's Hill Road, Woolwich, London,1971 – с.288
29. The Correlation between Lung Sound Distribution and Pulmonary Function in COPD Patients/Masamichi Mineshita ,Hirotaka Kida,Hiroshi Handa,Hiroki Nishine,Naoki Furuya,Seiichi Nobuyama,Takeo Inoue,Shin Matsuoka,Teruomi Miyazawa//September 22, 2014. Режим доступу до ресурсу: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0107506>
30. Lung Sound Analysis for Continuous Evaluation of Airflow Obstruction in Asthma/ Robert P. Baughman, Robert G. Loudon// US National Library of MedicineNational Institutes of Health / Sep 1985. Режим доступу до ресурсу: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/4028846>
31. Застосування вейвлет-перетворення для аналізу цифрових сигналів/ Аносов А. О., Проценко М. М., Дубинко О. Л., Павлунько М. Я.// Сучасний захист інформації №1(33), 2018. Режим доступу до ресурсу: <http://journals.dut.edu.ua/index.php/dataprotect/article/view/1792>

32. An overview of heart-noise reduction of lung sound using wavelet transform based filter/ I. Hossain ; Z. Moussavi// Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (IEEE Cat. No.03CH37439). 17-21 Sept. 2003
33. Analysis of Cough Sound for Pneumonia Detection Using Wavelet Transform and Statistical Parameters/ Tejashree H. Pingale ; H. T. Patil// 2017 International Conference on Computing, Communication, Control and Automation (ICCUBE). 17-18 Aug. 2017
34. A lung sound classification system based on the rational dilation wavelet transform/ Sezer Ulukaya, Ipek Sen, Gorkem Serbes, Yasemin P Kahya// Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference 2016:3745-3748 · August 2016
35. The Research of Lung Sound Signals Based on Cepstrum Analysis/ Benjin Wang ; Lei Miao ; Huiying Dong ; Zeguang Zheng// 2012 International Conference on Biomedical Engineering and Biotechnology. 28-30 May 2012
36. Стридор/Wikipedia. Режим доступа до ресурсу: <https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%A1%D1%82%D1%80%D0%B8%D0%B4%D0%BE%D1%80>
37. Respiratory sound classification using cepstral features and support vector machine/Rajkumar Palaniappan ; K. Sundaraj// 2013 IEEE Recent Advances in Intelligent Computational Systems (RAICS). 19-21 Dec. 2013
38. Lung sound classification using cepstral-based statistical features/ Nandini Sengupta, Goutam Saha, Md Sahidullah// Computers in Biology and Medicine · May 2016
39. Crackle detection in lung sounds using transfer learning and multi-input convolutional neural networks/ Truc Nguyen, Franz Pernkopf // Signal Processing and Speech Communication Lab. Graz University of Technology, Austria. 2020
40. Интернет ресурс Kaggle. Режим доступа до ресурсу: <https://www.kaggle.com/vbookshelf/respiratory-sound-database>

41. Биспектральная обработка сигналов. Режим доступу до ресурсу:
http://k504.xai.edu.ua/nauka.php?link=bispectral_processing
42. Коэффициент асимметрии/ Wikipedia. Режим доступу до ресурсу:
https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%9A%D0%BE%D1%8D%D1%84%D1%84%D0%B8%D1%86%D0%B8%D0%B5%D0%BD%D1%82_%D0%B0%D1%81%D0%B8%D0%BC%D0%BC%D0%B5%D1%82%D1%80%D0%B8%D0%B8%D1%81%D1%86%D0%B5%D1%81%D1%81%D0%B0
43. Коэффициент эксцесса/Wikipedia. Режим доступу до ресурсу:
https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%9A%D0%BE%D1%8D%D1%84%D1%84%D0%B8%D1%86%D0%B8%D0%B5%D0%BD%D1%82_%D1%8D%D0%BA%D1%81%D1%86%D0%B5%D1%81%D1%81%D0%B0
44. Xuedong Huang, Alex Acero, Hsiao-Wuen Hon, Spoken Language Processing: A Guide to Theory, Algorithm, and System Development, Prentice Hall, 2001. — с.314-316.
45. Beginning Artificial Intelligence with the Raspberry Pi / Donald J. Norris, 2001. — с.31-39.
46. MATLAB Deep Learning. With Machine Learning, Neural Networks and Artificial Intelligence / Phil Kim, 2017 — с.2-3,12-13.
47. Машинне навчання та обробка сигналів в біомедичних електронних системах. Навчальний посібник для студентів спеціальності «Мікро- та наносистемна техніка» / К.О. Іванько, Н.Г. Іванушкіна, А.О. Попов // НТУУ «КПІ ім. Ігоря Сікорського». Факультет електроніки. Кафедра електронної інженерії, Київ, 2020 — с.8.
48. The Elements of Statistical. Data Mining, Inference, and Prediction. Second Edition Learning / Trevor Hastie, Robert Tibshirani, Jerome Friedman, 2009.
49. Classification of lung sounds using CNN- Attention / Chenghan Li, Huaichang Du, Bing Zhu // School of Information and Communication Engineering, Communication University of China, Beijing, China, 2020
50. Crackle detection in lung sound using statistical feature of variogram / Brahmantya Aji Pramudita, Istiqomah, and Achmad Rizal // AIP Conference Proceedings 2296, 020014 (2020).

51. Detection of Respiratory Sounds Based on Wavelet Coefficients and Machine Learning / Fei Meng; Yan Shi; Na Wang; Maolin Cai; Zujing Luo // IEEE Xplore, 17 August 2020
52. Classification Learner / MathWorks. Режим доступа до ресурсу: <https://www.mathworks.com/help/stats/classificationlearner-app.html>
53. My data science notes / Michael Foley, 2020-07-26. Режим доступа до ресурсу: <https://bookdown.org/mpfoley1973/data-sci/bagged-trees.html>